

ИННОВАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

Монография



г. Донецк

2025

ИННОВАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

Монография

г. Донецк

2025

УДК 004.8:61

ББК 32.813:5

И66

*Публикуется по рекомендации Ученого совета
ФГБОУ ВО ДонГМУ Минздрава России*

Рецензенты:

Šćeran Sinanović

доктор медицинских наук

High Medical College of Professional Studies «Milutin Milanković»

Выхованец Ю.Г.

доктор медицинских наук

ФГБОУ ВО ДонГМУ Минздрава России

Коллектив авторов:

Милич М.К., Игнатенко Г.А., Кохан С.Т., Дубовая А.В.

И66

Инновационные процессы искусственного интеллекта в здравоохранении : монография / М. К. Милич, Г. А. Игнатенко, С. Т. Кохан, А. В. Дубовая. — Донецк : ФГБОУ ВО ДонГМУ Минздрава России; Донецк : ИП Криничная И. В., 2025. — 513 с. : ил., табл.

ISBN 978-5-6055149-0-9

Монография исследует инновационные процессы применения искусственного интеллекта, формирующие новые подходы к диагностике, лечению и ведению пациентов. Особое внимание уделено практическим примерам использования искусственного интеллекта, вопросам этики и правового регулирования, а также перспективам персонализированной медицины.

Монография поможет составить целостное представление о месте искусственного интеллекта в здравоохранении и его роли в будущем развитии медицины.

УДК 004.8:61

ББК 32.813:5

ISBN 978-5-6055149-0-9

© Коллектив авторов, 2025

© ФГБОУ ВО ДонГМУ

Минздрава России, 2025

Предисловие

Быстрое развитие искусственного интеллекта (ИИ) переопределило границы современной медицины, изменив подходы к диагностике заболеваний, персонализации лечения и управлению системами здравоохранения. От алгоритмов глубокого обучения, превосходящих человеческую точность в медицинской визуализации, до прогнозной аналитики, предсказывающей вспышки заболеваний, ИИ больше не является футуристической концепцией — он стал неотъемлемой частью современного здравоохранения. Однако его огромный потенциал сопровождается рядом вызовов, включая этические проблемы, сложности регулирования и необходимость беспрепятственного взаимодействия человека и ИИ.

Монография «Инновационные процессы искусственного интеллекта в здравоохранении» представляет собой всестороннее исследование влияния ИИ на медицину, основанное на научных исследованиях, реальных примерах и критическом анализе. Она предназначена для использования в качестве академического ресурса и практического руководства для медицинских работников, исследователей в области ИИ, политиков и студентов, работающих в постоянно развивающейся сфере медицины, основанной на ИИ.

Книга построена таким образом, чтобы охватить роль ИИ в различных областях медицины, от диагностики и персонализированной медицины до хирургии, управления больницами и эпидемиологии. Особое внимание уделяется этическим и правовым аспектам ИИ в здравоохранении, чтобы обеспечить соответствие технологического прогресса требованиям безопасности, справедливости и прозрачности в отношении пациентов. На основе подробных примеров и эмпирических данных в монографии ИИ представлен не как замена человеческого опыта, а как мощный инструмент, который расширяет возможности принятия медицинских решений и улучшает результаты лечения пациентов.

Роль ИИ в медицине заключается не только в инновациях, но и в ответственности. На пороге революции в здравоохранении, основанной на ИИ, крайне важно развивать междисциплинарное сотрудничество, устранять предвзятость в алгоритмах и создавать нормативные рамки, обеспечивающие безопасную и справедливую интеграцию ИИ в клиническую практику.

Цель этой монографии — предоставить хорошо проработанную, сбалансированную и глубокую точку зрения на ИИ в медицине, которая отмечает его достижения и критически оценивает его ограничения. Я надеюсь, что она станет ценным вкладом в продолжающийся диалог о будущем ИИ в здравоохранении и вдохновит на дальнейшее изучение его возможностей.

СОДЕРЖАНИЕ

ПЕРВАЯ ГЛАВА: ВВЕДЕНИЕ.....	7
Определение искусственного интеллекта (ИИ).....	11
Историческое развитие ИИ в медицине.....	14
Современные тенденции и области применения.....	20
Цели и задачи монографии.....	62
 ВТОРАЯ ГЛАВА: ИИ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ.....	 67
ИИ в радиологии (глубокое обучение в анализе изображений).....	73
ИИ в патологии (автоматизированный анализ гистопатологии).....	119
ИИ в лабораторной медицине (поддержка принятия клинических решений).....	123
ИИ в генетическом тестировании и прогностической медицине.....	154
 ТРЕТЬЯ ГЛАВА: ИИ В ЛЕЧЕНИИ И ТЕРАПИИ.....	 159
ИИ в персонализированной медицине (фармакогеномика и таргетная терапия)...	166
ИИ в хирургии (роботизированная хирургия).....	171
ИИ в открытии и разработке лекарственных препаратов.....	196
ИИ в реабилитации и вспомогательных технологиях.....	210

ЧЕТВЕРТАЯ ГЛАВА: ИИ В УПРАВЛЕНИИ ЗДРАВООХРАНЕНИЕМ И ОБЩЕСТВЕННО.....	233
ИИ в оптимизации ресурсов больниц.....	259
Прогнозирование результатов лечения пациентов.....	291
ИИ в неотложной медицине и системах сортировки пациентов.....	338
ИИ в эпидемиологии и надзоре за заболеваниями.....	394
 ПЯТАЯ ГЛАВА: ЭТИЧЕСКИЕ И ПРАВОВЫЕ АСПЕКТЫ ИИ В МЕДИЦИНЕ.....	 399
Конфиденциальность и безопасность данных пациентов (нормативные акты HIPAA и GDPR).....	404
Предвзятость и справедливость в алгоритмах ИИ.....	410
Этические проблемы ИИ в принятии клинических решений.....	415
Нормативно-правовая база и глобальная политика в области ИИ в здравоохранении.....	421
 ШЕСТАЯ ГЛАВА: ПЕРСПЕКТИВЫ И ВЫЗОВЫ НА БУДУЩЕЕ.....	 426
Интеграция ИИ с Интернетом вещей (IoT) в здравоохранении.....	432
Роль ИИ в психическом здоровье и когнитивной терапии.....	437
Проблемы внедрения ИИ: сотрудничество человека и ИИ.....	443
Направления будущих исследований и роль ИИ в прецизионной медицине.....	448

СЕДЬМАЯ ГЛАВА: ПРИМЕРЫ ИЗ ПРАКТИКИ И РЕАЛЬНЫЕ ПРИМЕНЕНИЯ.....	454
Примеры успешного применения ИИ в диагностике и лечении.....	454
Внедрение ИИ в телемедицине и дистанционном мониторинге пациентов.....	460
Сравнительное исследование: эффективность ИИ по сравнению с эффективностью врачей-клиницистов.....	466
ИИ в условиях ограниченных ресурсов: возможности и ограничения.....	471
ВОСЬМАЯ ГЛАВА: ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	477
Резюме основных выводов.....	477
Будущее ИИ в медицине: возможности и риски.....	479
Заключительные мысли об ИИ как трансформационной силе в здравоохранении.....	482
ЛИТЕРАТУРА.....	484

I. Введение

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в медицину изменила ландшафт здравоохранения, обеспечив беспрецедентный прогресс в диагностике, лечении и управлении системой здравоохранения. Быстрое развитие машинного обучения (ML), глубокого обучения (DL) и обработки естественного языка (NLP) позволило системам ИИ анализировать огромные и сложные медицинские данные, что обеспечивает более точное и своевременное принятие решений. Сила ИИ заключается не только в его способности автоматизировать повторяющиеся задачи, но и в его способности распознавать закономерности в огромных массивах данных, что приводит к раннему выявлению заболеваний, развитию прецизионной медицины и улучшению клинических рабочих процессов (Torol, 2019). В отличие от традиционных вычислительных моделей, системы на базе ИИ не полагаются исключительно на заранее запрограммированные правила; вместо этого они учатся на данных, адаптируясь и повышая свою точность с течением времени.

Способность ИИ интерпретировать радиологические изображения, анализировать геномные последовательности и прогнозировать развитие заболеваний уже продемонстрировала значительный потенциал в медицине. Исследования показали, что алгоритмы глубокого обучения могут сравниться или даже превзойти человеческих экспертов в распознавании аномалий на медицинских изображениях, о чем свидетельствуют исследования, в которых модели ИИ успешно обнаруживали рак груди на маммограммах с большей точностью, чем радиологи (McKinney et al., 2020). Аналогичным образом, прогнозирующие модели ИИ в отделениях интенсивной терапии (ОИТ) смогли предсказать начало сепсиса за 48 часов до появления клинических симптомов, что

позволило своевременно оказать медицинскую помощь и улучшить результаты лечения пациентов (Nguyen et al., 2022). Эти прорывы подчеркивают растущую зависимость от инструментов на базе ИИ в клинических условиях и подчеркивают роль ИИ как системы поддержки принятия решений, а не замены человеческого опыта.

Эволюция ИИ в медицине длилась десятилетиями, а ее корни уходят в ранние экспертные системы 1960-х и 1970-х годов. Пионерские проекты, такие как MYCIN и Internist-I , продемонстрировали потенциал ИИ на основе правил для помощи врачам в принятии медицинских решений, хотя эти ранние системы были ограничены своей неспособностью обрабатывать большие объемы неструктурированных медицинских данных (Shortliffe, 1976). В XXI веке эта область претерпела значительные изменения с появлением глубокого обучения и нейронных сетей, которые позволили ИИ обрабатывать огромные и сложные наборы данных без использования вручную составленных правил. В отличие от традиционных статистических моделей, алгоритмы глубокого обучения могут выявлять тонкие закономерности в медицинских изображениях, геномных данных и электронных медицинских картах (EHR), обеспечивая ранее недостижимый уровень аналитической глубины (LeCun et al., 2015). Этот сдвиг стимулировал развитие технологий на базе ИИ, которые в настоящее время широко используются в радиологии, патологии, открытии лекарственных препаратов и мониторинге пациентов.

Сегодня ИИ играет важную роль во многих медицинских приложениях, коренным образом меняя подход к оказанию медицинской помощи. В радиологии сверточные нейронные сети (CNN) позволяют ИИ с высокой точностью анализировать рентгеновские снимки, компьютерные томограммы и магнитно-резонансные томограммы, помогая в ранней

диагностике таких заболеваний, как рак легких, инсульт и неврологические расстройства (Ardila et al., 2019). В кардиологии модели на основе ИИ продемонстрировали более высокую точность прогнозирования сердечно-сосудистых событий по сравнению с традиционными системами оценки риска, что позволяет проводить более ранние вмешательства и разрабатывать более персонализированные планы лечения (Attia et al., 2019). Кроме того, ИИ стимулирует инновации в области открытия лекарственных препаратов и фармацевтических исследований, значительно сокращая время и затраты, необходимые для выявления перспективных кандидатов в лекарственные препараты. Одним из наиболее революционных примеров влияния ИИ в этой области является AlphaFold, система ИИ, которая произвела революцию в прогнозировании структуры белков, ускорив разработку новых терапевтических средств (Jumper et al., 2021).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, ИИ в медицине не лишен проблем. Этические проблемы, связанные с конфиденциальностью данных, алгоритмической предвзятостью и интерпретируемостью решений, основанных на ИИ, подняли важные вопросы об ответственном внедрении ИИ в здравоохранение. Алгоритмическая предвзятость остается особенно актуальной проблемой, поскольку модели ИИ, обученные на предвзятых наборах данных, могут закрепить неравенство в здравоохранении, приводя к неоптимальным результатам для недостаточно представленных групп населения (Obermeyer et al., 2019). Кроме того, отсутствие объяснимости в некоторых моделях ИИ, часто называемое проблемой «черного ящика», представляет собой проблему для врачей, которые должны доверять рекомендациям, сгенерированным ИИ, не полностью понимая процесс принятия решений (Samek et al., 2017). Эти проблемы подчеркивают необходимость создания прозрачных, интерпретируемых и этически согласованных систем ИИ, которые могут быть

легко интегрированы в клинические рабочие процессы, обеспечивая при этом справедливость и подотчетность.

Помимо технических и этических последствий, растущая роль ИИ в медицине вызвала дискуссии о его влиянии на медицинскую профессию. Хотя ИИ вряд ли заменит врачей, радиологов или других медицинских работников, ожидается, что он изменит их роль, перенеся акцент с повторяющихся диагностических задач на принятие клинических решений более высокого уровня и уход за пациентами. Этот переход подчеркивает важность сотрудничества между человеком и ИИ, где ИИ служит вспомогательным инструментом, который усиливает, а не заменяет человеческий опыт. Успешное внедрение ИИ в здравоохранение будет зависеть от междисциплинарного сотрудничества между исследователями в области ИИ, клиницистами, политиками и специалистами по этике, которое обеспечит соответствие решений на основе ИИ основным принципам медицины и уходу, ориентированному на пациента.

В данной монографии представлен всесторонний и основанный на исследованиях анализ растущей роли ИИ в медицине. Основное внимание уделяется пониманию того, как ИИ преобразует диагностику, лечение и управление здравоохранением, а также рассмотрению проблем, связанных с его внедрением. В следующих главах мы рассмотрим реальные примеры применения ИИ в клинической практике (), обсудим этические и нормативные проблемы ИИ в медицине и проанализируем будущее развитие ИИ в области прецизионной медицины. Предлагая научно обоснованную точку зрения, эта монография призвана стать важным источником информации для медицинских работников, исследователей в области

ИИ, политиков и лидеров отрасли, которые работают в быстро развивающейся сфере медицины, основанной на ИИ.

Определение искусственного интеллекта (ИИ)

Искусственный интеллект (ИИ) представляет собой революционную область компьютерных наук, которая позволяет машинам имитировать человеческий интеллект, выполняя такие задачи, как обучение, мышление, решение проблем, принятие решений и понимание естественного языка. В отличие от традиционных компьютерных программ, которые следуют явно закодированным инструкциям, системы на базе ИИ могут обрабатывать большие объемы данных, выявлять закономерности и делать автономные прогнозы или рекомендации на основе накопленного опыта (Russell & Norvig, 2020). Основная цель ИИ — создать интеллектуальных агентов, которые могут адаптироваться, совершенствоваться и оптимизировать свою работу с течением времени без прямого вмешательства человека.

Истоки ИИ можно проследить до Дартмутской конференции 1956 года, где такие пионеры, как Джон Маккарти, Марвин Мински, Натаниэль Рочестер и Клод Шеннон, заложили основу этой области, предвидя возможность создания машин, способных воспроизводить человеческое мышление (McCarthy et al., 1956). Ранние модели ИИ основывались на символической логике и системах, основанных на правилах, но значительные достижения в области машинного обучения, глубокого обучения и вычислительной мощности позволили

разработать более сложные архитектуры ИИ, способные решать сложные задачи в медицине и других областях.

В своей основе ИИ предназначен для имитации когнитивных функций человека, таких как восприятие, понимание языка и принятие решений. Однако ИИ не обладает сознанием или эмоциями; вместо этого он работает на основе алгоритмических моделей, которые обрабатывают структурированные и неструктурированные данные, извлекают значимые выводы и оптимизируют результаты в различных областях, включая здравоохранение, финансы, инженерию и робототехнику (LeCun et al., 2015). В медицине ИИ продемонстрировал свой потенциал для преобразования диагностики, планирования лечения и ведения пациентов путем анализа огромных массивов данных с беспрецедентной скоростью и точностью.

Одной из фундаментальных характеристик ИИ является его способность учиться на данных с помощью алгоритмов машинного обучения (ML). В отличие от традиционного программирования, где правила явно определены, ML позволяет компьютерам обнаруживать закономерности, делать прогнозы и повышать свою точность на основе опыта. Значительный прорыв в ИИ произошел с появлением глубокого обучения, подраздела ML, который использует искусственные нейронные сети, вдохновленные структурой человеческого мозга (Goodfellow et al., 2016). Эти сети обрабатывают информацию через несколько слоев, позволяя ИИ распознавать сложные закономерности в изображениях, речи и тексте. В медицине модели глубокого обучения достигли уровня человеческого интеллекта в таких задачах, как анализ радиологических изображений, прогнозирование заболеваний и роботизированная хирургия (Esteva et al., 2017).

ИИ можно условно разделить на три уровня интеллекта:

1. Узкий ИИ (слабый ИИ) — предназначен для специализированных задач, таких как интерпретация медицинских изображений, взаимодействие с чат-ботами и прогнозная аналитика. Эти системы превосходны в конкретных областях, но не обладают общими способностями к рассуждению.
2. Общий ИИ (сильный ИИ) — теоретическая концепция, согласно которой ИИ обладает интеллектом, подобным человеческому, способным к рассуждению в различных областях, решению новых проблем и демонстрации адаптивности, сопоставимой с человеческим познанием (Bostrom, 2014).
3. Супер-ИИ – гипотетическое будущее, в котором ИИ превзойдет человеческий интеллект, что позволит ему самосовершенствоваться, внедрять инновации и мыслить независимо, выходя за пределы человеческих возможностей. Хотя это остается гипотезой, продолжающиеся исследования в области нейроморфных вычислений и обучения с подкреплением продолжают расширять границы когнитивного потенциала ИИ (Tegmark, 2017).

Быстрое развитие ИИ позволило применять его во многих областях, причем одна из наиболее перспективных – здравоохранение. Технологии на базе ИИ теперь интегрированы в электронные медицинские карты (EHR), радиологию, геномику, патологию и прогнозирующую медицину, что значительно улучшает процесс принятия клинических решений (Topol, 2019). Например, алгоритмы ИИ могут анализировать миллионы

медицинских изображений для выявления ранних признаков рака, повышая точность диагностики и снижая нагрузку на радиологов (McKinney et al., 2020). Аналогичным образом, роботизированные системы на базе ИИ революционизируют хирургию, обеспечивая более высокую точность и минимизируя осложнения при минимально инвазивных процедурах (Yang et al., 2018).

Несмотря на замечательный прогресс, ИИ остается инструментом, а не автономной сущностью, требующей тщательного этического контроля, нормативно-правовой базы и сотрудничества между людьми и ИИ для обеспечения его ответственной и полезной интеграции в медицину. Хотя ИИ может обрабатывать и анализировать огромные объемы данных о пациентах, человеческий опыт по-прежнему имеет решающее значение для интерпретации результатов, принятия сложных этических решений и оказания заботливой помощи. Синергия между ИИ и специалистами в области медицинских технологий может революционизировать здравоохранение, сократить количество диагностических ошибок и улучшить результаты лечения пациентов, проложив путь к будущему, в котором медицина, основанная на ИИ, будет эффективной и ориентированной на человека (Jiang et al., 2017).

Историческое развитие ИИ в медицине

Применение искусственного интеллекта (ИИ) в медицине имеет глубокие корни в истории компьютерных наук, уходящие в середину XX века. Идея использования машин для имитации человеческого интеллекта при решении сложных медицинских задач возникла еще в 1950-1960-х годах, когда ученые-компьютерщики и врачи впервые начали

исследовать возможности автоматизации диагностических процессов и принятия клинических решений. На протяжении десятилетий ИИ в медицине прошел несколько этапов развития, от экспертных систем на основе правил до современной эры глубокого обучения и нейронных сетей, каждый из которых был отмечен прогрессом в области вычислительной мощности, доступности данных и совершенствовании алгоритмов (Shortliffe & Cimino, 2014).

Ранние годы: экспертные системы на основе правил (1950-е–1980-е годы)

Основопологающие идеи ИИ в медицине возникли с развитием символьного ИИ и экспертных систем, которые опирались на заранее определенные правила и логическое мышление для имитации процесса принятия решений человеком. Эти ранние системы были в основном разработаны для помощи врачам в диагностике заболеваний и назначении лечения на основе структурированных логических правил «если-то-то».

Одной из первых важных вех в медицине, основанной на ИИ, стала система MYCIN, разработанная в Стэнфордском университете в начале 1970-х годов. MYCIN была разработана для диагностики бактериальных инфекций и рекомендации соответствующего лечения антибиотиками на основе оценки симптомов и результатов лабораторных анализов (Shortliffe, 1976). Система продемонстрировала потенциал ИИ в медицине, достигнув точности диагностики, сопоставимой с точностью диагностики опытных врачей, но она имела ограничения, главным из которых была зависимость от вручную закодированных

правил, что затрудняло ее масштабирование и адаптацию к новым медицинским знаниям (Stead, 1988).

Еще одной заметной экспертной системой была Internist-I, разработанная в конце 1970-х — начале 1980-х годов в попытке помочь в сложной дифференциальной диагностике. Internist-I была направлена на моделирование мышления опытных врачей путем рассмотрения нескольких диагностических возможностей на основе данных о пациентах. Несмотря на многообещающие результаты, система страдала ограниченной гибкостью и неспособностью справляться с неопределенностями, присущими принятию медицинских решений (Miller et al., 1982).

Несмотря на свои ограничения, эти ранние экспертные системы заложили основу для будущих применений ИИ в медицине. Они продемонстрировали, что ИИ может поддерживать принятие клинических решений, но также выявили проблемы представления знаний, масштабируемости и адаптируемости, которые позже были решены в ходе дальнейшего развития ИИ (Russell & Norvig, 2020).

Возникновение машинного обучения и статистических моделей (1990-е — 2000-е годы)

Ограничения экспертных систем, основанных на правилах, привели к переходу к подходам машинного обучения (ML), которые делали акцент на обучении на основе данных, а не на явном программировании правил. Вместо того чтобы полагаться исключительно на заранее

определенные правила, алгоритмы ML обучались на больших наборах данных для распознавания паттернов, обнаружения аномалий и прогнозирования.

Одним из ключевых прорывов в этой эпохе стало применение байесовских сетей — вероятностных моделей, которые позволили ИИ обрабатывать неопределенность и делать вероятностные выводы на основе данных о пациентах (Koller & Friedman, 2009). Это достижение значительно улучшило способность ИИ анализировать клинические данные, прогнозировать исходы заболеваний и поддерживать доказательную медицину. Байесовские сети оказались особенно эффективными в таких областях, как поддержка диагностических решений, оптимизация лечения и стратификация рисков (Lucas et al., 2004).

Еще одним важным событием этого периода стало широкое внедрение электронных медицинских карт (EHR), которые предоставили моделям ИИ структурированные и неструктурированные данные о пациентах для анализа. Возможность анализировать данные EHR позволила ИИ помогать в таких задачах, как выявление внутрибольничных инфекций, прогнозирование ухудшения состояния пациентов и определение оптимальных планов лечения (Obermeyer & Emanuel, 2016).

К концу 2000-х годов машинное обучение зарекомендовало себя как мощный инструмент для здравоохранения, основанного на данных, проложив путь для следующей крупной трансформации — глубокого обучения.

Революция глубокого обучения и эра больших данных (2010-е годы — настоящее время)

2010-е годы ознаменовали начало революции глубокого обучения, вызванной прогрессом в области вычислительной мощности, больших данных и архитектуры нейронных сетей. Глубокое обучение, подраздел машинного обучения, использует искусственные нейронные сети, вдохновленные структурой человеческого мозга, , что позволяет моделям ИИ извлекать сложные паттерны из огромных объемов данных без вмешательства человека (LeCun et al., 2015).

Одним из самых революционных достижений этой эпохи стало применение сверточных нейронных сетей (CNN) в медицинской визуализации. CNN продемонстрировали исключительную точность в таких задачах, как обнаружение рака на рентгеновских снимках, сегментация опухолей на МРТ-изображениях и классификация дерматологических заболеваний (Esteva et al., 2017). Исследования показали, что анализ изображений на основе ИИ может сравниться или даже превзойти человеческих радиологов в диагностике заболеваний, что делает его неоценимым инструментом для раннего выявления заболеваний и планирования лечения (Ardila et al., 2019).

Еще одним знаковым событием стало появление AlphaFold, модели искусственного интеллекта, разработанной DeepMind, которая произвела революцию в области прогнозирования структуры белков. Способность AlphaFold точно предсказывать схемы сворачивания белков значительно ускорила исследования в области открытия новых лекарств и персонализированной медицины, продемонстрировав потенциал искусственного интеллекта за пределами диагностики (Jumper et al., 2021).

Интеграция ИИ в клинические рабочие процессы также ускорилась благодаря внедрению технологий обработки естественного языка (NLP), которые позволяют ИИ извлекать полезную информацию из неструктурированных медицинских текстов, таких как записи врачей, патологические отчеты и данные клинических испытаний (Toro1, 2019). Виртуальные помощники и чат-боты на базе ИИ в настоящее время используются для повышения вовлеченности пациентов, автоматизации административных задач и улучшения доступности медицинской помощи (Jiang et al., 2017).

Будущее ИИ в медицине

По мере развития ИИ его роль в медицине, как ожидается, выйдет за рамки диагностики и лечения и распространится на прогнозную аналитику, роботизированную хирургию, удаленный мониторинг пациентов и персонализированную медицину. Интеграция ИИ с носимыми устройствами для мониторинга здоровья, технологиями Интернета вещей (IoT) и биосенсорами, работающими в режиме реального времени, позволит осуществлять непрерывный мониторинг пациентов и раннее вмешательство при хронических заболеваниях (Xu et al., 2021).

Однако будущее ИИ в медицине не обходится без проблем. Необходимо решить этические проблемы, связанные с конфиденциальностью данных, алгоритмической предвзятостью и объяснимостью ИИ, чтобы обеспечить надежность, справедливость и ориентированность на пациента в сфере здравоохранения, основанного на ИИ (Cirillo et al., 2020). Нормативно-

правовая база должна быть адаптирована для обеспечения баланса между инновациями и безопасностью пациентов, а также для обеспечения тщательной проверки инструментов ИИ перед их широким внедрением в клиническую практику.

Несмотря на эти проблемы, развитие ИИ в медицине указывает на то, что здравоохранение с помощью ИИ станет новым стандартом, предоставив врачам расширенные возможности для принятия решений и, в конечном итоге, улучшив результаты лечения пациентов. Историческое развитие ИИ в медицине подчеркивает четкую тенденцию: ИИ больше не является футуристической концепцией, а является реальностью, которая меняет подход к оказанию медицинской помощи и восприятие пациентами.

Современные тенденции и применение искусственного интеллекта в медицине

Применение искусственного интеллекта (ИИ) в медицине вышло за рамки теоретических исследований и экспериментальных установок и стало широко использоваться в клинической практике и управлении здравоохранением. Сегодня ИИ играет ключевую роль в диагностике, персонализированном лечении, медицинской визуализации, открытии новых лекарств, оптимизации рабочих процессов в больницах и прогнозной аналитике, демонстрируя свою способность повышать эффективность, сокращать количество медицинских ошибок и улучшать результаты лечения пациентов (Topol, 2019). Сочетание больших данных, машинного обучения (ML), глубокого обучения (DL) и обработки

естественного языка (NLP) ускорило интеграцию ИИ в различные области медицины, изменив подходы к диагностике, лечению и профилактике заболеваний.

В то время как ранние приложения ИИ были в основном сосредоточены на системах поддержки принятия решений и анализе медицинских записей, современные технологии на базе ИИ значительно улучшают точность диагностики, хирургическую точность, мониторинг заболеваний и доступность медицинской помощи. В этом разделе рассматриваются наиболее влиятельные приложения ИИ в современной медицине и то, как они формируют будущее здравоохранения.

ИИ в медицинской визуализации и радиологии

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует медицинскую визуализацию и радиологию, повышая точность диагностики, скорость интерпретации изображений и эффективность рабочих процессов. Традиционная радиология в значительной степени полагается на опыт человека для интерпретации данных визуализации, но алгоритмы глубокого обучения на основе ИИ и модели машинного обучения трансформируют эту область, обеспечивая автоматизированный анализ изображений, улучшенное распознавание образов и прогнозную аналитику (Esteva et al., 2019). Учитывая огромный объем данных визуализации, генерируемых ежедневно — от рентгеновских снимков, компьютерной томографии (КТ), магнитно-резонансной томографии (МРТ), позитронно-эмиссионной томографии (ПЭТ) и ультразвукового сканирования — радиологи все чаще

обращаются к ИИ для помощи в обнаружении аномалий, определении приоритетности неотложных случаев и сокращении диагностических ошибок (Litjens et al., 2017).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в радиологии является автоматическая сегментация и классификация изображений, где алгоритмы глубокого обучения обнаруживают опухоли, переломы, сосудистые поражения и аномалии органов. Сверточные нейронные сети (CNN) на базе ИИ продемонстрировали превосходную эффективность в выявлении признаков, которые часто бывают незаметны или трудно обнаружимы для радиологов-людей, таких как микроскопический рост опухолей и дегенеративные заболевания на ранних стадиях (Ardila et al., 2019). Например, модели ИИ были обучены обнаруживать узелки в легких на рентгеновских снимках грудной клетки и компьютерных томограммах, что улучшило раннюю диагностику рака легких. Аналогичным образом, инструменты для скрининга рака молочной железы на основе ИИ улучшают обнаружение очагов, снижают количество ложноположительных результатов и повышают уверенность радиологов при принятии важных диагностических решений (McKinney et al., 2020).

Интеграция ИИ в МРТ и КТ позволила усовершенствовать реконструкцию изображений, снизить уровень шума и исправить артефакты, что улучшило общую четкость изображений и точность диагностики (Wang et al., 2020). Традиционные методы визуализации часто требуют более длительного сканирования и высоких доз облучения, особенно при компьютерной томографии, что увеличивает риски для пациентов. Алгоритмы улучшения изображений на основе ИИ позволяют ускорить получение изображений и снизить уровень облучения, сохраняя при этом диагностическое качество изображений. Модели глубокого

обучения могут реконструировать низкодозированные компьютерные томограммы в изображения с высоким разрешением, что позволяет радиологам делать более точные оценки при снижении рисков облучения (Singh et al., 2021). ИИ также используется для количественной оценки аномалий тканей, что позволяет проводить точные объемные измерения опухолей, атрофии головного мозга и изменений органов с течением времени. Эта возможность имеет существенное значение для продольного мониторинга заболеваний, особенно при нейродегенеративных заболеваниях, сердечно-сосудистых заболеваниях и оценке эффективности лечения рака (Lundervold & Lundervold, 2019).

Помимо диагностической интерпретации, ИИ трансформирует автоматизацию рабочих процессов и операционную эффективность в радиологических отделениях. Радиологи часто перегружены большим количеством изображений, которые они должны просматривать, что может привести к задержкам в диагностике и увеличению числа ошибок, связанных с усталостью (Hosny et al., 2018). Системы сортировки на основе ИИ определяют приоритетность критических случаев, автоматически отмечая такие неотложные находки, как инсульт, внутричерепное кровоизлияние или тромбоэмболия легочной артерии, обеспечивая немедленное оказание помощи пациентам с высоким приоритетом. Эти системы интегрированы с системами архивирования и передачи изображений (PACS) и радиологическими информационными системами (RIS), что обеспечивает бесперебойную автоматизацию рабочего процесса, снижая нагрузку на радиологов и сокращая время диагностики (Duffy et al., 2022). Алгоритмы обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ также могут автоматизировать создание радиологических отчетов, преобразуя результаты визуализации в структурированные стандартизированные отчеты, которые

улучшают коммуникацию между радиологами и направляющими врачами (Moore et al., 2021).

ИИ также играет важную роль в интервенционной радиологии и процедурах под визуальным контролем, где точность и принятие решений в режиме реального времени имеют решающее значение. Навигационные системы на базе ИИ помогают в роботизированных вмешательствах, повышая точность таких процедур, как биопсия, абляция опухолей и сосудистые вмешательства (Feng et al., 2020). Анализ изображений в реальном времени с помощью ИИ помогает оптимизировать позиционирование катетеров, направлять иглы и улучшать визуализацию анатомических структур, что приводит к более безопасным и эффективным минимально инвазивным методам лечения. Эти приложения особенно ценны в сложных случаях, когда требуется точность до миллиметра, например при нейрохирургических вмешательствах и процедурах катетеризации сердца (Yang et al., 2022).

Еще одним новым направлением применения ИИ в радиологии является радиомика — область, которая занимается извлечением крупномасштабных количественных характеристик изображений, невидимых для человеческого глаза. Модели радиомики на базе ИИ анализируют биомаркеры изображений для прогнозирования агрессивности опухоли, реакции на лечение и прогноза для пациента (Gillies et al., 2016). Этот подход особенно ценен в онкологии, где прогнозирующее моделирование с помощью ИИ помогает в планировании индивидуального лечения. Объединяя данные визуализации с геномной и клинической информацией, радиомика на базе ИИ открывает путь к прецизионной

медицине, позволяя подбирать лечение для каждого пациента с учетом уникальных характеристик его заболевания (Aerts et al., 2014).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, ИИ в радиологии сталкивается с рядом проблем, включая обобщение моделей, этические соображения и получение разрешений регулирующих органов. Модели ИИ требуют огромных объемов высококачественных разнообразных наборов данных визуализации для точной работы с различными группами населения и устройствами визуализации. Предвзятость в обучающих данных может привести к расхождениям в диагностических показателях, особенно в недостаточно представленных группах пациентов (Gichoya et al., 2021). Кроме того, интерпретируемость и объяснимость ИИ остаются критически важными вопросами, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» часто дают высокоточные результаты без прозрачного обоснования процесса принятия решений (Rajpurkar et al., 2018). Регулирующие органы, такие как FDA и EMA, активно работают над разработкой руководящих принципов для клинической валидации и внедрения инструментов визуализации на базе ИИ, обеспечивающих их соответствие стандартам безопасности, точности и этическим нормам (Benjamens et al., 2020).

В перспективе будущее ИИ в радиологии, как ожидается, будет связано с большей интеграцией с мультимодальными данными, совместным принятием решений ИИ и человеком, а также с достижениями в области федеративного обучения. Модели ИИ будут все чаще учитывать клиническую историю, результаты лабораторных исследований, геномные данные и данные носимых датчиков, чтобы обеспечить комплексный подход к диагностике, ориентированный на пациента. ИИ не заменит радиологов, а станет мощным

инструментом поддержки принятия решений, повыся их эффективность, снизив диагностическую неопределенность и улучшив результаты лечения пациентов (Kelly et al., 2019). Эволюция ИИ в радиологии заключается не в автоматизации человеческого опыта, а в его расширении, что позволит радиологам сосредоточиться на сложных и важных задачах, в то время как ИИ будет выполнять повторяющиеся процессы. Благодаря постоянным усовершенствованиям, радиология на базе ИИ будет способствовать более раннему выявлению заболеваний, более точному лечению и улучшению медицинского обслуживания во всем мире.

ИИ в прогнозной аналитике и оценке риска заболеваний

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует прогнозную аналитику и оценку риска заболеваний, позволяя медицинским работникам предвидеть состояние здоровья до появления симптомов, выявлять пациентов из группы высокого риска и разрабатывать индивидуальные стратегии профилактики. Прогнозные модели на базе ИИ используют большие данные, машинное обучение и алгоритмы глубокого обучения для анализа огромных объемов электронных медицинских карт (EHR), геномных данных, факторов образа жизни и данных мониторинга здоровья в режиме реального времени с целью оценки предрасположенности к заболеваниям и их прогрессирования (Kourou et al., 2015). Объединяя несколько источников медицинской информации, ИИ расширяет возможности медицинских работников в принятии проактивных, основанных на данных решений, что в конечном итоге снижает бремя заболеваний, улучшает результаты лечения пациентов и оптимизирует распределение ресурсов здравоохранения.

Одним из наиболее значимых применений ИИ в прогнозной аналитике является раннее выявление заболеваний и стратификация лиц с высоким риском. Модели ИИ, обученные на исторических данных пациентов, могут выявлять тонкие закономерности и корреляции, которые могут быть незаметны для врачей, что позволяет поставить более ранний и точный диагноз. Например, алгоритмы машинного обучения были успешно применены для прогнозирования развития сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ), диабета и нейродегенеративных расстройств (Topol, 2019). Модели прогнозирования рисков на основе ИИ анализируют такие факторы, как динамика артериального давления, уровень холестерина и генетическая предрасположенность, чтобы оценить вероятность развития гипертонии, сердечно-сосудистых заболеваний или инсульта. Аналогичным образом, модели ИИ, обученные на данных непрерывного мониторинга глюкозы, могут прогнозировать прогрессирование преддиабета до диабета 2 типа, что позволяет своевременно корректировать образ жизни и подбирать индивидуальные методы лечения (Rajkomar et al., 2018).

В области онкологии прогнозная аналитика на базе ИИ добилась значительных успехов в оценке риска рака, прогрессирования опухолей и реакции на лечение. Модели ИИ, обученные на гистопатологических изображениях, радиомических характеристиках и генетических биомаркерах, могут оценивать вероятность рецидива рака или метастазирования, помогая онкологам в планировании лечения и мониторинге пациентов (Hosny et al., 2018). Например, алгоритмы глубокого обучения используются в маммографическом анализе для прогнозирования риска рака груди за несколько лет до появления видимых опухолей, что позволяет проводить целевой скрининг и профилактические мероприятия (McKinney et al., 2020). Кроме того, разрабатываются

модели ИИ, которые интегрируют данные о циркулирующей опухолевой ДНК (ctDNA) и жидкой биопсии для выявления рака на ранних стадиях и мониторинга прогрессирования заболевания в режиме реального времени (Ardila et al., 2019).

ИИ также оказывается неоценимым в прогнозировании нейродегенеративных заболеваний, где раннее вмешательство имеет решающее значение для замедления прогрессирования болезни. Модели машинного обучения анализируют изображения мозга, генетические маркеры и когнитивные оценки для прогнозирования риска развития болезни Альцгеймера, болезни Паркинсона и рассеянного склероза (Oxtoby & Alexander, 2017). Алгоритмы на основе ИИ могут обнаруживать незначительные когнитивные и функциональные нарушения за годы до появления клинических симптомов, что дает возможность для раннего лечения и разработки индивидуальных стратегий снижения риска.

В области прогнозирования инфекционных заболеваний и предсказания вспышек заболеваний прогнозная аналитика на основе ИИ играет решающую роль в эпидемиологическом надзоре и обеспечении готовности системы общественного здравоохранения. Модели ИИ анализируют данные из социальных сетей, климатические модели, данные о поездках и вирусологические базы данных для прогнозирования вспышек эпидемий и динамики передачи инфекционных заболеваний (Chowell et al., 2021). Например, инструменты наблюдения на основе ИИ, такие как BlueDot и HealthMap, были одними из первых, кто обнаружил вспышку COVID-19 в Ухане, Китай, до того, как о ней было официально сообщено, что подчеркнуло потенциал ИИ в раннем обнаружении и сдерживании пандемий (Bogoch et al., 2020). Кроме того, ИИ используется для прогнозирования вспышек гриппа, очагов лихорадки денге и тенденций развития

антимикробной резистентности, что позволяет правительствам и организациям здравоохранения реализовывать целевые стратегии вмешательства для смягчения последствий распространения заболеваний (Bansal et al., 2021).

Еще одним важным применением ИИ в прогнозной аналитике является оценка риска повторной госпитализации, которая помогает снизить расходы на здравоохранение и предотвратить ненужные госпитализации. Модели ИИ, обученные на основе электронных медицинских карт, демографических данных пациентов и данных наблюдения после выписки, могут точно предсказать, какие пациенты подвержены наибольшему риску повторной госпитализации в течение 30 дней (Zheng et al., 2020). Больницы, использующие прогнозную аналитику на основе ИИ, успешно внедрили индивидуальные планы выписки, удаленный мониторинг пациентов и ранние последующие меры вмешательства, чтобы снизить частоту повторных госпитализаций и улучшить результаты лечения после выписки.

ИИ также используется в персонализированной профилактической медицине, где алгоритмы оценивают факторы образа жизни, данные носимых устройств и генетические риски для разработки индивидуальных рекомендаций по здоровью. Носимые устройства для мониторинга здоровья на базе ИИ, такие как умные часы и устройства для непрерывного мониторинга глюкозы, собирают биометрические данные в режиме реального времени, которые модели ИИ используют для прогнозирования гипертонии, апноэ во сне и аритмии (Attia et al., 2019). Постоянно отслеживая параметры здоровья и анализируя поведенческие модели, ИИ может предоставлять пациентам полезную

информацию, поощряя их вести более здоровый образ жизни и соблюдать профилактические меры (Esteva et al., 2019).

Несмотря на огромный потенциал ИИ в области прогнозной аналитики и оценки риска заболеваний, остается ряд проблем. Одной из основных проблем является алгоритмическая предвзятость и справедливость, когда модели ИИ, обученные на нерепрезентативных наборах данных, могут давать предвзятые прогнозы, что приводит к различиям в оценке риска заболеваний у разных групп населения (Obermeyer et al., 2019). Обеспечение разнообразия и инклюзивности данных при обучении моделей ИИ имеет решающее значение для предотвращения неравенства в здравоохранении и обеспечения точности прогнозов для различных демографических групп пациентов. Еще одной проблемой является конфиденциальность и безопасность данных, поскольку прогнозная аналитика на основе ИИ требует доступа к большим объемам конфиденциальных медицинских данных. Обеспечение соблюдения HIPAA, GDPR и других нормативных актов в области защиты данных имеет решающее значение для сохранения конфиденциальности пациентов и доверия к решениям в сфере здравоохранения на основе ИИ (Samek et al., 2017).

В перспективе прогнозная аналитика на основе ИИ будет продолжать развиваться и расширяться, интегрируя мультиомические данные, факторы образа жизни и переменные окружающей среды для совершенствования подходов к прецизионной медицине. Достижения в области федеративного обучения и децентрализованных моделей ИИ позволят обеспечить безопасное обучение ИИ с соблюдением конфиденциальности в нескольких медицинских учреждениях, что приведет к созданию более надежных и обобщаемых моделей прогнозирования риска заболеваний (Kaissis et al., 2020). ИИ будет

играть все более важную роль в мониторинге заболеваний в режиме реального времени, совершенствовании стратегий раннего вмешательства, оптимизации ресурсов здравоохранения и, в конечном итоге, улучшении результатов глобального здравоохранения.

ИИ в клинике внутренних болезней

В последние годы в клинической медицине, в том числе в области внутренних болезней искусственный интеллект занимает значимое место. Одно из главных преимуществ применения ИИ перед стандартными методами заключается в его способности анализировать большой объем данных, что позволяет более точно выявлять скрытые закономерности заболевания и сформировать прогнозы его течения. Такой анализ дает возможность врачам принимать более обоснованные клинические решения, а пациентам – получать своевременную диагностику и индивидуализированное лечение (Tsoi et al., 2021).

Такие инструменты ИИ, как интеллектуальный анализ данных, машинное обучение и глубокое обучение, показали свою эффективность в самых разных областях медицины: обработка изображений для скрининга рака молочной железы (McKinney et al., 2020), распознавание паттернов на электрокардиограмме (ЭКГ) для выявления фибрилляции предсердий (Attia et al., 2019) и анализ данных о новых генотипах при сердечно-сосудистых заболеваниях (Krittanawong et al., 2017).

Ведущими задачами клинической медицины остаются раннее выявление, точная стратификация риска, выбор оптимального лечения и контроль его эффективности. Применение ИИ в этих направлениях может стать эффективным инструментом, способствующим повышению качества медицинской помощи. Кроме того, клиническая ценность ИИ заключается в улучшении коммуникации врача и пациента, принятии решений при сложных случаях и прогнозировании осложнений. Таким образом, ИИ становится помощником, который дополняет профессиональные знания клинициста и позволяет расширить возможности персонализированной медицины (Gao et al., 2025).

Одной из самых распространенных неинфекционных патологий, затрагивающей 1,13 миллиарда человек во всем мире, является артериальная гипертензия (АГ). Продолжающийся рост АГ и ее связь с сердечно-сосудистыми осложнениями (инсультом, инфарктом миокарда, сердечной недостаточностью) приводит к миллионам преждевременных смертей по всему миру. Поэтому применение ИИ в этой области направлено на решение сразу нескольких задач: повышение качества диагностики, улучшение контроля артериального давления, подбор оптимальной терапии и прогнозирование долгосрочных исходов (Tsoi et al., 2021).

Скрытая АГ, распространенность которой по имеющимся данным составляет 9-30% (Kario et al., 2021), по-прежнему является препятствием для точной диагностики заболевания. При этом риск сердечно-сосудистых заболеваний, вызванный скрытой гипертензией, аналогичен риску, связанному со стабильной АГ. Поэтому, кроме стандартных методов диагностики АГ, существует острая необходимость в альтернативных способах определения гипертонического статуса для раннего начала лечения (Tsoi et al., 2021).

Так, López-Martínez F. et al. (2020) создали модель искусственной нейронной сети с антропометрическими показателями для прогнозирования АГ с учетом демографических данных и образа жизни 24434 взрослых. Модель показала высокую специфичность (87,4%), но относительно низкую чувствительность (40,2%). Soh D.C.K. et al. (2020) представили результаты распознавания признаков в сигналах ЭКГ для выявления случаев гипертензии. Обученный алгоритм на основе 21 паттерна ЭКГ достиг точности 97,7%, что соответствует чувствительности 98,9% и специфичности 89,1% (Soh et al., 2020). Такие инструменты ИИ могут помочь врачам выявить пациентов со скрытой АГ для более точной диагностики и своевременного начала лечения. Кроме того, алгоритмы ИИ дают возможность строить модели риска для выявления пациентов с повышенной вероятностью осложнений еще до их клинической манифестации (Tsoi et al., 2021).

Машинное обучение позволяет анализировать многомерные клинические данные и определять пациентов, наиболее подверженных риску инсульта или инфаркта миокарда (Tsoi et al., 2021). Например, Lacson R.C. et al. (2018) создали модель прогнозирования сердечно-сосудистых заболеваний с помощью метода случайного леса (алгоритм машинного обучения Random Forest), изучив вариабельность артериального давления (АД) и биохимические показатели у 8799 пациентов. Наиболее значимыми факторами, связанными с сердечно-сосудистыми заболеваниями, были возраст, соотношение альбумина и креатинина в моче, скорость клубочковой фильтрации, креатинин в сыворотке крови, наличие в анамнезе субклинических сердечно-сосудистых заболеваний, уровень общего холестерина, переменная, представляющая собой временной ряд сигналов артериального давления с использованием вейвлет-преобразования для липопротеинов

высокой плотности, 90-й перцентиль АД и уровень триглицеридов. При тестировании AUC модели составила 0,71 (Lacson et al., 2018).

В дальнейшем прогноз исходов АГ был расширен от сердечно-сосудистых заболеваний до терминальной стадии почечной недостаточности и смертности от всех причин у 508 молодых пациентов с использованием 11 клинических переменных. Были представлены высокие показатели AUC – 0,76. По сравнению с широко используемой фрамингемской шкалой сердечно-сосудистого риска с показателем AUC 0,858, точность существующих инструментов на основе ИИ еще предстоит повысить. Однако этот метод чувствителен к расовым факторам и имеет довольно произвольную систему оценки. Таким образом, значимость модели ИИ в прогнозировании сердечно-сосудистых заболеваний заключается в ее способности адаптироваться к динамическим значениям переменных в прогнозе, хотя эффективность этих инструментов еще предстоит повысить (Tsoi et al., 2021, Wu et al., 2020, Gijsberts et al., 2015).

Традиционно выбор антигипертензивной терапии основывается на клинических рекомендациях. Однако в реальной практике значительная часть пациентов не достигает целевых уровней АД, что связано с индивидуальным ответом на лечение. Алгоритмы ИИ помогают прогнозировать эффективность конкретных групп препаратов у определенного пациента. Например, анализируя данные о сопутствующих заболеваниях, генетических факторах, уровне приверженности лечению, ИИ может рекомендовать наиболее подходящую комбинацию лекарств. Это сокращает время до достижения целевых значений АД и снижает риск побочных эффектов (Tsoi et al., 2021, Chunyu et al., 2020).

Важным направлением в медицине является использование ИИ для выявления фенотипов резистентной гипертензии. Такие пациенты зачастую нуждаются в комплексном подходе, включающем не только медикаментозную терапию, но и модификацию образа жизни или вмешательства на уровне ренин-ангиотензин-альдостероновой системы. Алгоритмы машинного обучения позволяют выделить подгруппы пациентов с вероятным отсутствием ответа на стандартное лечение, что дает возможность врачам сделать выбор в сторону более агрессивных и целевых стратегий в оптимальные сроки (Aziz et al., 2020, Koshimizu et al., 2020).

Современные системы дистанционного мониторинга, основанные на применении ИИ, в значительной мере облегчают контроль за состоянием пациентов. Использование «умных» тонометров и носимых устройств позволяет собирать данные о динамике давления в реальном времени. Полученные данные анализируются алгоритмами, которые выявляют паттерны нестабильности АД, нарушения суточного профиля или признаки приближающегося осложнения, тем самым своевременно информировать врача о необходимости корректировки лечения (Argha et al., 2019, Picone et al., 2020).

Одной из важных медико-социальных проблем глобального масштаба является сахарный диабет (СД), ассоциированный с высоким риском осложнений: сердечно-сосудистых, нефрологических, офтальмологических, неврологических, что делает его одной из ведущих причин инвалидизации и смертности (Joseph et al., 2022).

Учитывая необходимость совершенствования диагностики, мониторинга и лечения пациентов с сахарным диабетом, ИИ и машинное обучение уже применяются для автоматизации скрининга заболевания, выявления макро- и микрососудистых осложнений

(Carrasco-Zanini et al., 2022), а также для фенотипирования с целью персонализации рекомендаций по профилактике и лечению (Manzini et al., 2022). Важной задачей является раннее выявление нарушений углеводного обмена, поскольку определение уровня глюкозы и гликозилированного гемоглобина ограничены в чувствительности, особенно на доклинических стадиях. Алгоритмы же машинного обучения позволяют выявлять группы риска на основе совокупности факторов: возраста, индекса массы тела, артериального давления, семейного анамнеза и лабораторных данных. К примеру, алгоритм машинного обучения классификатор XGBoost, основанный на 123 переменных, имеет показатель AUC 0,86 при условии диагностированного СД. Вместе с тем, при выявлении СД без клинических проявлений, а только с измененными лабораторными показателями, его эффективность снижается до 0,73 (Dinh et al., 2019). В ходе ретроспективного анализа 16 предикторов на основе данных о плановом медицинском обследовании 277 651 участника из Японии алгоритм легкого градиентного бустинга смог спрогнозировать вероятность развития диабета в течение 3 лет с показателем AUC 0,84, продемонстрировав значительно более высокую эффективность по сравнению с моделью логистической регрессии для больших обучающих выборок, состоящих из 10000 и более пациентов (Seto et al., 2022). Еще один алгоритм машинного обучения, созданный на основе электронных медицинских карт и административных данных, выявил СД 1-го типа с чувствительностью 87,2% и специфичностью 99,9% (Weisman et al., 2022).

Применение ИИ особенно важно в популяциях с высокой распространенностью СД 2-го типа и метаболического синдрома. Выявление предиабета на раннем этапе дает возможность применять немедикаментозные меры (диета, физическая активность) и позволяет отсрочить или даже предотвратить развитие заболевания (Oikonomou et al., 2023).

Одним из наиболее значимых достижений последних лет стало развитие систем непрерывного мониторинга глюкозы, работающих в связке с алгоритмами ИИ. Эти системы позволяют отслеживать уровень глюкозы в режиме реального времени и автоматически прогнозировать его динамику. На основе этих данных формируются сигналы об угрозе гипо- или гипергликемии, что значительно снижает риск развития острых осложнений. Для пациентов такие системы повышают безопасность терапии и улучшают качество жизни, снижая тревожность и необходимость частых ручных измерений. Для врачей являются источником объективных данных о гликемическом профиле пациента, что, в свою очередь, позволяет наиболее оптимально корректировать лечение. Кроме того, ИИ применяется в мобильных приложениях и чат-ботах для больных СД: они напоминают о приеме препаратов, помогают анализировать диету, прогнозируют реакцию уровня глюкозы на физическую активность (Oikonomou et al., 2023).

Персонализированный выбор противодиабетических препаратов остается сложной задачей: пациенты значительно различаются по ответу на лечение, а наличие сопутствующих заболеваний и риск осложнений ограничивают возможности выбора. Алгоритмы машинного обучения анализируют клинические и лабораторные данные, позволяя прогнозировать эффективность конкретных классов препаратов у конкретного пациента (Künzel et al., 2019, Zou X et al., 2022).

Особую ценность представляет использование ИИ для оптимизации инсулинотерапии. Алгоритмы «умных» инсулиновых помп в автоматическом режиме рассчитывают необходимую дозу инсулина. Это снижает риск гипогликемий, облегчает жизнь пациентам

и уменьшает нагрузку на врачей из-за отсутствия необходимости в ежедневной коррекции дозировки (Oikonomou et al., 2023).

ИИ позволяет не только контролировать уровень глюкозы, но и прогнозировать развитие хронических осложнений. Так, алгоритмы машинного обучения используют данные о длительности болезни, уровне гликозилированного гемоглобина, липидном профиле, артериальном давлении, микроальбуминурии и других показателях для оценки риска диабетической ретинопатии, нефропатии или сердечно-сосудистых осложнений. Это позволяет своевременно направить пациента к узкому специалисту или изменить стратегию лечения с целью минимизации риска осложнений и сохранения высокого качества жизни. Применение ИИ в управлении сахарным диабетом открывает новые горизонты для персонализированной медицины (Diprose et al., 2020).

Аллергические заболевания, включая бронхиальную астму и аллергический ринит, остаются одними из наиболее распространенных хронических патологий дыхательных путей, существенно снижая качество жизни миллионов пациентов. Стандартные методы диагностики и лечения позволяют контролировать заболевание лишь у части больных, что делает поиск новых инструментов крайне актуальным. В последние годы искусственный интеллект стал мощным средством в диагностике, прогнозировании и индивидуализации терапии при аллергических болезнях (Tan et al., 2025).

ИИ широко используется для анализа клинических данных, дыхательных звуков и биомаркеров, что повышает точность диагностики астмы. Например, приложение для смартфонов, собирающее звуки кашля у пациентов, позволяет объективно регистрировать частоту кашля в течение дня и диагностировать респираторные заболевания. Алгоритм

продemonстрировал высокую согласованность с диагнозами врачей при выявлении бронхиальной астмы у детей (чувствительность 97%, специфичность 91%) (Porter et al., 2019).

Другой подход связан с анализом дыхательных шумов. Использование четырехканальной системы записи дыхания и алгоритмов на базе нейронных сетей позволило различать пациентов с астмой и здоровых с точностью до 93,3%. Подобные методы способны стать доступными инструментами домашнего мониторинга, облегчая контроль заболевания (Hafke-Dys et al., 2021).

Особое значение имеет анализ электронных медицинских записей. Так, в исследовании с применением методов машинного обучения к данным 13498 пациентов с бронхиальной астмой, были выделены 5 клинически значимых фенотипов заболевания с точностью 95,7% и специфичностью 96,1%. Применение таких методов способствует более точной стратификации больных и выбору персонализированной терапии (Wu et al., 2024).

Кроме того, ИИ активно используется для прогнозирования обострений бронхиальной астмы. Разработанная на основе рекуррентных нейронных сетей модель учитывала уровень загрязнения воздуха, погодные факторы и концентрацию пыльцы. Модель продемонстрировала высокую точность в прогнозировании числа обращений в стационар, что позволит создать системы раннего оповещения для пациентов (Hwang et al., 2023).

ИИ помогает в выборе терапии и оценке ответа на лечение. Разработанная модель на основе алгоритма машинного обучения для прогнозирования эффективности аллерген-специфической иммунотерапии, используя клинические характеристики и показатели

сенситизации, позволила предсказать успех терапии и снизить вероятность назначения неэффективного лечения (Yao et al., 2023).

Кроме того, мобильные приложения и носимые сенсоры на основе ИИ дают возможность непрерывного мониторинга дыхания и выявления хрипов или учащения дыхания, что повышает точность контроля заболевания вне медицинских учреждений (Sang et al., 2024).

Аллергический ринит (АР) – еще одно распространенное заболевание, тесно связанное с воздействием факторов окружающей среды. Использование модели машинного обучения для оценки влияния дорожного воздействия загрязненного воздуха на риск развития АР у детей на когорте 1439 пар мать-ребенок показало, что воздействие оксида азота до рождения значительно повышает вероятность развития ринита. Это исследование демонстрирует возможности ИИ в предиктивной медицине и профилактике аллергий (Huang et al., 2021).

Для диагностики АР также предложены алгоритмы машинного обучения, например, ансамблевые методы, которые выявили более высокую чувствительность и специфичность по сравнению со стандартными подходами. Разработанная клиническая экспертная система поддержки решений, основанная на данных кожных тестов, показала точность 88,3% при постановке диагноза АР, что особенно ценно для врачей первичного звена. Новые подходы ведения пациентов с АР включают применение устройств, напоминания которых повышают приверженность лечению и улучшают контроль симптомов. Это подчеркивает роль ИИ не только в диагностике, но и в повседневном ведении пациентов (Tan et al., 2025, Li et al., 2023).

Внедрение ИИ в аллергологию имеет несколько ключевых преимуществ. Во-первых, повышается точность диагностики, особенно в случаях, где симптомы пересекаются с другими заболеваниями дыхательных путей. Во-вторых, ИИ позволяет прогнозировать риск обострений и заблаговременно корректировать терапию. В-третьих, использование носимых сенсоров и мобильных приложений делает возможным постоянный мониторинг состояния пациентов и повышает их вовлеченность в контроль заболевания.

Несмотря на впечатляющие достижения искусственного интеллекта в диагностике, лечении и прогнозировании заболеваний, его широкое внедрение в клиническую практику сопровождается рядом трудностей. Так, работа ИИ невозможна без больших объемов достоверной и стандартизированной информации. Однако в реальной клинической практике данные пациентов часто фрагментированы, представлены в разных форматах или содержат ошибки. Это снижает точность алгоритмов и ограничивает их применимость (Gao et al., 2025). Большинство современных моделей глубокого обучения обладают низкой интерпретируемостью: врачи получают результат, но не могут понять, на основании каких факторов он был выдан. Это снижает доверие к технологии и может препятствовать ее интеграции в клиническое принятие решений (Tsoi et al., 2021). Разработка и внедрение ИИ-систем требует значительных финансовых затрат. Это особенно критично для стран со средним и низким уровнем дохода, где дефицит ресурсов и так ограничивает доступ к современным технологиям. Возникает риск «цифрового неравенства», когда доступ к ИИ-диагностике и лечению будет иметь только часть пациентов (Gao et al., 2025).

Для успешной интеграции ИИ в медицину внутренних болезней необходимы системные шаги: создание крупных мультицентровых баз данных с высоким уровнем стандартизации

и защиты; внедрение подходов «объяснимого ИИ», которые повышают доверие со стороны врачей и пациентов; разработка четких международных правовых норм и этических стандартов; обучение врачей навыкам работы с цифровыми инструментами, что позволит использовать их максимально эффективно.

Таким образом, искусственный интеллект уже сегодня существенно трансформирует диагностику и лечение заболеваний внутренних органов. Его внедрение повышает точность и скорость принятия клинических решений, снижает риск ошибок, делает медицинскую помощь более персонализированной. В будущем именно синергия технологий и опыта клиницистов позволит ИИ стать полноценным инструментом, улучшающим исходы лечения и качество жизни пациентов.

ИИ в персонализированной медицине и геномике

Искусственный интеллект (ИИ) стимулирует смену парадигмы в персонализированной медицине и геномике, позволяя проводить высокоиндивидуализированные медицинские вмешательства на основе генетического состава, факторов образа жизни и профиля риска заболеваний каждого человека. Благодаря интеграции алгоритмов машинного обучения, моделей глубокого обучения и инструментов биоинформатики ИИ меняет подход к диагностике, профилактике и лечению заболеваний, что приводит к появлению более эффективных, целенаправленных и действенных решений в сфере здравоохранения (Torol, 2019). Применение ИИ в персонализированной медицине использует геномное

секвенирование, транскриптомный анализ, протеомику и данные мониторинга пациентов в реальном времени для оптимизации выбора лекарств, прогнозирования предрасположенности к заболеваниям и повышения точности онкологических стратегий.

Одним из наиболее значительных вкладов ИИ в персонализированную медицину является его роль в анализе геномных данных. Огромная сложность генома человека, состоящего из более чем трех миллиардов пар оснований, представляет собой серьезную проблему для выявления мутаций, вызывающих заболевания, генетической предрасположенности и потенциальных терапевтических мишеней (Collins & Varmus, 2015). Биоинформатические инструменты на базе ИИ, такие как глубокие нейронные сети и алгоритмы обработки естественного языка, позволяют исследователям эффективно анализировать огромные наборы геномных данных, выявляя связи между генами и заболеваниями, которые было бы невозможно обнаружить с помощью традиционных статистических подходов (Zou et al., 2019). Модели ИИ, обученные на данных геномных ассоциативных исследований (GWAS) и мультиомических данных, революционизируют наше понимание сложных заболеваний, таких как рак, сердечно-сосудистые заболевания и нейродегенеративные состояния (Schaub et al., 2021).

Интерпретация результатов геномного секвенирования с помощью ИИ особенно ценна при диагностике редких заболеваний, где традиционные методы диагностики часто не дают результатов из-за редкости и сложности генетических вариантов. Платформы на базе ИИ, такие как DeepVariant и AlphaFold от Google, продемонстрировали замечательную точность прогнозирования () при предсказании структур сворачивания белков, идентификации патогенных генетических мутаций и классификации неизвестных вариантов с

неопределенным значением (VUS) (Jumper et al., 2021). Эти достижения приводят к более быстрой и точной генетической диагностике, сокращая диагностическую одиссею, с которой сталкиваются многие пациенты с редкими заболеваниями (Stahl et al., 2020).

В прецизионной онкологии ИИ играет решающую роль в оптимизации выбора методов лечения рака, прогнозировании течения заболевания и стратификации пациентов для клинических испытаний. Модели ИИ, обученные на данных секвенирования опухолей, гистопатологических изображениях и радиомических характеристиках, позволяют онкологам выявлять мутации, вызывающие рак, и поддающиеся лечению мишени, адаптируя лечение к молекулярному профилю опухоли конкретного пациента (Chakraborty et al., 2020). Алгоритмы на базе ИИ также помогают прогнозировать резистентность к химиотерапии, реакцию на иммунотерапию и развитие опухоли, что позволяет разрабатывать более эффективные и персонализированные схемы лечения (Levine et al., 2019). Например, модели прогнозирования реакции на лекарственные препараты на базе ИИ анализируют характеристики микроокружения опухоли, профили генетической экспрессии и фармакогеномные данные, чтобы определить, какие пациенты получают наибольшую пользу от конкретных целевых терапий или комбинированных методов лечения (Guan et al., 2022).

Помимо онкологии, ИИ продвигает персонализированную фармакогеномику, в которой генетический профиль человека используется для выбора лекарств и определения дозировки. Традиционные подходы к назначению лекарств по единой схеме часто приводят к побочным реакциям, неэффективности лечения и плохим результатам для пациентов. Модели ИИ, обученные на фармакогеномных базах данных, данных клинических

испытаний и реальных данных, помогают предсказать, как генетические вариации пациента повлияют на метаболизм лекарств, их эффективность и риск побочных эффектов (Relling & Evans, 2015). Платформы на базе ИИ, такие как GenoPharm и RxPONDER, интегрируют генетические данные пациентов с системами поддержки принятия клинических решений (), что позволяет врачам персонализировать выбор лекарств и оптимизировать схемы лечения (van der Wouden et al., 2019).

Еще одно революционное применение ИИ в персонализированной медицине — это прогнозирование рисков и профилактика заболеваний на основе ИИ. Алгоритмы ИИ анализируют данные медицинских карт, факторы образа жизни и генетическую предрасположенность для оценки риска развития хронических заболеваний, таких как диабет, сердечно-сосудистые заболевания и нейродегенеративные расстройства (Khera et al., 2018). Полигенные оценки риска (PRS) на основе ИИ используют методы машинного обучения для интеграции генетических вариаций по всему геному, обеспечивая более полную и точную оценку риска заболеваний, чем традиционные подходы, основанные на одном гене (Torkamani et al., 2018). Эти прогнозные модели позволяют применять стратегии раннего вмешательства, такие как изменение образа жизни, целевые скрининги и персонализированные профилактические меры, что значительно улучшает долгосрочные результаты лечения.

ИИ также способствует прогрессу в области редактирования генов и разработки терапевтических средств, в частности с помощью таких инструментов, как CRISPR-Cas9. Прогнозные модели на основе ИИ помогают определять оптимальные сайты-мишени CRISPR, минимизировать побочные эффекты и повысить точность редактирования генома,

что позволяет разрабатывать высокоспецифичные генетические терапии для таких заболеваний, как серповидноклеточная анемия, мышечная дистрофия и муковисцидоз (Xu et al., 2021). Симуляции на основе ИИ ускоряют процессы открытия новых лекарств за счет прогнозирования взаимодействий белков и лигандов, оптимизации выбора кандидатов в лекарственные препараты и персонализации схем лечения с учетом индивидуальных генетических особенностей (Zhavoronkov et al., 2020).

Несмотря на огромный потенциал, ИИ в персонализированной медицине и геномике сталкивается с рядом проблем. Одной из основных проблем является конфиденциальность и безопасность данных, поскольку геномика на основе ИИ требует сбора и анализа высококонфиденциальной генетической информации. Обеспечение соблюдения HIPAA, GDPR () и других нормативных актов в области защиты данных имеет решающее значение для сохранения конфиденциальности пациентов и этичного внедрения ИИ (Samek et al., 2017). Кроме того, интерпретируемость моделей ИИ остается серьезным препятствием, поскольку многие алгоритмы глубокого обучения функционируют как «черные ящики», что затрудняет врачам понимание того, как делаются прогнозы на основе ИИ (Ghassemi et al., 2021). Решение этих проблем потребует разработки объяснимых моделей ИИ (XAI), нормативного надзора и междисциплинарного сотрудничества между биоинформатиками, генетиками и врачами.

В перспективе будущее ИИ в персонализированной медицине будет связано с большей интеграцией мультиомических данных, носимых биосенсоров и федеративных моделей обучения для повышения точности прогнозирования и индивидуализации медицинской помощи. Цифровые двойники на базе ИИ, в которых создается виртуальная копия биологии

пациента, позволят проводить *in silico* моделирование прогрессирования заболеваний и реакции на лечение, открывая путь к по-настоящему персонализированной медицине (Greene et al., 2021). По мере того как ИИ продолжает совершенствовать наше понимание генома человека, оптимизировать разработку лекарств и повышать точность медицинского обслуживания, он обладает потенциалом для революционных изменений в области профилактики заболеваний, ранней диагностики и индивидуальных терапевтических стратегий, приближая нас к цели — медицинскому обслуживанию, адаптированному к потребностям каждого человека.

ИИ в открытии лекарственных препаратов и фармацевтических исследованиях

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует открытие лекарственных препаратов и фармацевтические исследования, значительно сокращая время, затраты и количество неудач в разработке лекарств. Традиционные процессы открытия лекарственных препаратов являются длительными, дорогостоящими и чрезвычайно сложными, часто занимая от 10 до 15 лет и обходясь более чем 2,6 миллиардами долларов США для вывода нового лекарства от первоначального открытия до рынка (Paul et al., 2010). Модели машинного обучения (ML), глубокого обучения и обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ ускоряют различные этапы открытия лекарственных препаратов, от идентификации мишеней и молекулярного скрининга до оптимизации клинических испытаний и персонализированной медицины (Zhavoronkov et al., 2020). Анализируя огромные биомедицинские наборы данных, ИИ улучшает распознавание образов, оптимизирует дизайн молекул и прогнозирует эффективность и безопасность

лекарственных препаратов, что приводит к более эффективной и экономичной разработке лекарственных препаратов.

Одним из ключевых применений ИИ в фармацевтических исследованиях является идентификация и валидация мишеней. Алгоритмы на базе ИИ анализируют геномные, протеомные и транскриптомные данные для выявления новых мишеней для лекарственных средств и биологических путей, связанных с заболеваниями (Santos et al., 2017). Модели ИИ, обученные на основе обширной биомедицинской литературы, данных клинических испытаний и сетей молекулярных взаимодействий, могут выявлять ранее неизвестные связи между генами и заболеваниями, помогая исследователям найти более точные терапевтические мишени (Ekins et al., 2019). Платформы на базе ИИ, такие как IBM Watson for Drug Discovery и BenevolentAI, используют глубокое обучение и НЛП для извлечения информации из миллионов научных статей, патентов и наборов молекулярных данных, помогая ученым определить наиболее перспективные мишени для дальнейших исследований (Mak & Pichika, 2019).

ИИ также революционизирует молекулярный дизайн и скрининг лекарственных препаратов, позволяя быстро выявлять потенциальные лекарственные средства с высокой эффективностью и минимальными побочными эффектами. Традиционные методы высокопроизводительного скрининга (HTS) основаны на экспериментальном тестировании тысяч химических соединений, что является дорогостоящим и трудоемким процессом. Виртуальный скрининг на основе ИИ и моделирование молекулярного докинга позволяют проводить компьютерный скрининг миллионов соединений на предмет их биологической активности, что значительно сокращает потребность в трудоемких экспериментальных

анализах (Stokes et al., 2020). Генеративные состязательные сети (GAN) на базе ИИ и алгоритмы усиленного обучения могут разрабатывать новые молекулы с оптимизированными свойствами, снижая потребность в методах проб и ошибок при оптимизации ведущих соединений (Segler et al., 2018).

Использование ИИ в открытии лекарственных препаратов продемонстрировало замечательные успехи в выявлении новых кандидатов в лекарственные препараты для лечения различных заболеваний, включая рак, нейродегенеративные расстройства и инфекционные заболевания. Например, Insilico Medicine, биотехнологическая компания, работающая на основе ИИ, успешно разработала первый кандидат в доклинические лекарственные препараты для лечения фиброза, созданный с помощью ИИ, завершив процесс открытия лекарственного препарата всего за 46 дней, что составляет лишь небольшую часть традиционного срока (Zhavoronkov et al., 2020). Аналогичным образом, ИИ сыграл решающую роль в выявлении перепрофилированных лекарств для лечения COVID-19, где модели анализировали существующие лекарства, одобренные FDA, на предмет потенциальных противовирусных свойств (Richardson et al., 2020).

Помимо ранних этапов открытия лекарственных препаратов, ИИ трансформирует доклинические испытания и прогнозирование токсичности. Одной из основных причин неудач лекарственных препаратов в клинических испытаниях является непредвиденная токсичность и побочные эффекты, которые не были обнаружены в ходе доклинических исследований. Прогнозирующие токсикологические модели на базе ИИ анализируют химические структуры, биологические взаимодействия и метаболические пути для оценки потенциальной токсичности лекарственных препаратов и рисков для безопасности до

начала испытаний на людях (Dey et al., 2019). Симуляции органов на чипах с помощью ИИ и скрининг токсичности на основе глубокого обучения позволяют исследователям выявлять кандидаты в лекарственные препараты с оптимальным профилем безопасности, снижая вероятность неудач на поздних стадиях и сводя к минимуму необходимость испытаний на животных (Bajorath, 2020).

Еще одна область, в которой ИИ оказывает значительное влияние, — это оптимизация клинических испытаний. Клинические испытания — один из самых трудоемких и дорогостоящих этапов разработки лекарственных средств, характеризующийся высоким процентом неудач из-за сложностей с набором пациентов, неэффективности протоколов и непредвиденных побочных эффектов (Fogel, 2018). Модели стратификации пациентов на основе ИИ анализируют электронные медицинские карты, геномные данные и профили биомаркеров для выявления идеальных кандидатов для клинических испытаний, повышая эффективность набора участников и обеспечивая более целенаправленность и репрезентативность испытаний (Wang et al., 2021). Адаптивные схемы испытаний на основе ИИ оптимизируют параметры исследования в режиме реального времени на основе промежуточных результатов, сокращая затраты и повышая успешность испытаний (Bates et al., 2020).

Помимо открытия низкомолекулярных лекарственных препаратов, ИИ также преобразует биофармацевтические исследования, включая разработку биологических препаратов, моноклональных антител и генных терапий. Модели прогнозирования структуры белков на основе ИИ, такие как AlphaFold, революционизировали инженерию белков и рациональный дизайн лекарственных препаратов, позволяя исследователям с беспрецедентной точностью

предсказывать модели сворачивания белков (Jumper et al., 2021). Эти достижения ускоряют открытие новых биологических препаратов для иммунотерапии рака, аутоиммунных заболеваний и редких генетических нарушений (Greener et al., 2022).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, ИИ в области открытия лекарственных препаратов сталкивается с рядом проблем. Одним из основных препятствий является качество и интеграция данных, поскольку модели ИИ требуют доступа к высококачественным стандартизированным биомедицинским наборам данных (Ghassemi et al., 2021). Многие фармацевтические наборы данных являются проприетарными, фрагментированными или предвзятыми, что ограничивает способность ИИ генерировать надежные прогнозы. Кроме того, нормативные и этические соображения создают проблемы для открытий в области лекарственных средств на основе ИИ, поскольку модели ИИ типа «черный ящик» не обладают прозрачностью в процессах принятия решений (Holzinger et al., 2019). Обеспечение соответствия требованиям FDA, EMA и ICH имеет решающее значение для получения разрешения регулирующих органов и клинического применения лекарственных средств, разработанных с помощью ИИ.

В перспективе ИИ будет продолжать стимулировать более быструю, экономичную и точную разработку лекарственных средств, интегрируя мультиомические данные, реальные данные и ИИ-ориентированные биоинформационные конвейеры. Персонализированный дизайн лекарственных средств на основе ИИ позволит исследователям разрабатывать индивидуальные терапии, адаптированные к генетическому и молекулярному профилю человека, открыв новую эру прецизионной медицины () (Tatonetti et al., 2012). Достижения в области федеративного обучения и децентрализованных моделей ИИ будут

способствовать безопасным совместным исследованиям в области разработки лекарственных препаратов в различных научно-исследовательских учреждениях при сохранении конфиденциальности данных и защиты интеллектуальной собственности (Kaissis et al., 2020). По мере своего развития ИИ может революционизировать фармацевтические исследования, значительно повысив эффективность и успешность разработки новых лекарственных препаратов.

ИИ в хирургии и робототехнике

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует область хирургии и робототехники, повышая точность, эффективность и безопасность пациентов. Роботизированная хирургия на базе ИИ, навигация с визуальным контролем, автоматическое планирование хирургических операций и системы поддержки принятия решений в режиме реального времени трансформируют традиционные хирургические процедуры, сокращая количество осложнений, хирургических ошибок и время восстановления (Yang et al., 2017). Интеграция машинного обучения (МО), глубокого обучения и компьютерного зрения позволяет роботизированным системам выполнять высокосложные, минимально инвазивные и автономные хирургические вмешательства с улучшенными результатами и большей эффективностью по сравнению с традиционными методами (Hashimoto et al., 2020).

Одним из наиболее широко признанных применений ИИ в хирургии является роботизированная хирургия, где роботизированные системы на базе ИИ повышают точность и ловкость хирургических манипуляций за пределы человеческих возможностей.

Хирургическая система da Vinci, одна из самых передовых роботизированных платформ, использует масштабирование движений и уменьшение дрожания на базе ИИ, чтобы хирурги могли выполнять сложные минимально инвазивные процедуры с большей точностью и контролем (Herron et al., 2022). Роботизированная помощь на основе ИИ позволяет делать меньшие разрезы, уменьшать кровопотерю, сокращать срок пребывания в больнице и ускорять восстановление для пациентов, перенесших такие процедуры, как простатэктомия, гистерэктомия и желудочно-кишечная хирургия (Shademan et al., 2016).

ИИ также играет важную роль в планировании и принятии решений в хирургии, где модели глубокого обучения анализируют предоперационные изображения, историю болезни пациента и интраоперационные данные, чтобы помочь хирургам оптимизировать хирургические стратегии и предсказать возможные осложнения (Maier-Hein et al., 2017). Системы навигации на основе компьютерного зрения и дополненной реальности (AR) с использованием ИИ обеспечивают руководство в режиме реального времени во время операции, накладывая анатомические структуры, границы опухоли и важные кровеносные сосуды на поле зрения хирурга (Collins et al., 2021). Эти системы навигации в хирургии на основе ИИ с визуальным контролем особенно ценны в нейрохирургии, ортопедической хирургии и резекции печени, где точная локализация анатомических структур имеет решающее значение для минимизации сопутствующего повреждения и обеспечения полного удаления опухоли (Padoy, 2019).

Еще одним прорывом в области хирургической робототехники на базе ИИ является автономная и полуавтономная роботизированная хирургия, в которой алгоритмы ИИ позволяют роботизированным системам выполнять хирургические задачи с минимальным

вмешательством человека. Робот Smart Tissue Autonomous Robot (STAR), разработанный для хирургии мягких тканей, продемонстрировал превосходную точность наложения швов по сравнению с хирургами-людьми, что подчеркивает потенциал ИИ в выполнении автоматизированных хирургических манипуляций с беспрецедентной точностью (Krieger et al., 2020). Роботизированные системы на базе ИИ также могут оптимизировать планирование траектории инструментов, манипуляции с тканями и корректировку в режиме реального времени, что делает их чрезвычайно ценными в лапароскопических, эндоскопических и микрохирургических процедурах (Haque & Mohammadi, 2021).

Прогнозная аналитика на базе ИИ и интраоперационный мониторинг повышают безопасность пациентов и снижают хирургические риски. Модели машинного обучения анализируют жизненно важные показатели, данные о ходе операции и факторы риска, специфичные для каждого пациента, чтобы предсказать интраоперационные осложнения, чрезмерное кровотечение или неблагоприятные результаты операции (Ramesh et al., 2022). Системы обнаружения аномалий на базе ИИ предупреждают хирургов о потенциальных ошибках или отклонениях от стандартных протоколов, обеспечивая своевременное вмешательство и снижая когнитивную перегрузку человека во время сложных операций (Goldenberg et al., 2021). Кроме того, роботизированные системы эндоскопии и колоноскопии с помощью ИИ улучшают обнаружение полипов, характеристику тканей и анализ поражений в режиме реального времени, повышая точность ранней диагностики и хирургических вмешательств при заболеваниях желудочно-кишечного тракта и толстой кишки (Liu et al., 2020).

В области ортопедической и позвоночной хирургии роботизированные платформы на базе ИИ, такие как Mazor X Stealth Edition и ROSA Robotics, обеспечивают точное планирование хирургических операций с учетом индивидуальных особенностей пациента на основе компьютерной томографии и биомеханического моделирования. Эти системы помогают хирургам при спинальной фиксации, замене суставов и реконструктивных операциях, снижая вероятность неправильной установки имплантатов, вариабельность хирургических результатов и послеоперационных осложнений (Ji et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ роботизированные системы для тотального эндопротезирования коленного и тазобедренного суставов продемонстрировали превосходную позиционировку имплантатов и балансировку мягких тканей, что привело к лучшим функциональным результатам и долговечности для пациентов (Kunze et al., 2020).

Несмотря на многочисленные преимущества, ИИ в хирургии сталкивается с рядом проблем и этических соображений. Одной из ключевых проблем является доверие хирургов к роботизированным системам на базе ИИ, поскольку многие медицинские работники не готовы полностью полагаться на ИИ при принятии критически важных решений (Nagendran et al., 2020). Кроме того, серьезную озабоченность по-прежнему вызывают вопросы конфиденциальности данных, риски кибербезопасности и вопросы ответственности, особенно в случаях, когда ошибки роботохирургических систем на базе ИИ приводят к осложнениям или искам о врачебной халатности (Emanuel et al., 2019). Обеспечение нормативно-правового регулирования и соблюдения медицинских стандартов имеет решающее значение для широкого внедрения ИИ в хирургической робототехнике и автономных системах (Holzinger et al., 2020).

В перспективе ИИ будет продолжать развивать роботизированную хирургию за счет интеграции с сетями 5G, облачными вычислениями в реальном времени и возможностями дистанционной телехирургии. Системы тактильной обратной связи на базе ИИ и интерфейсы «мозг-машина» позволят хирургам выполнять сложные роботизированные процедуры с улучшенным сенсорным восприятием и адаптивным управлением в реальном времени (Yang et al., 2021). По мере того как робототехника на базе ИИ становится более автономной и точной, будущее хирургии будет связано с беспрепятственным сотрудничеством между человеческим опытом и искусственным интеллектом, что приведет к более безопасным, эффективным и ориентированным на пациента хирургическим вмешательствам.

ИИ в общественном здравоохранении и глобальном мониторинге заболеваний

Искусственный интеллект (ИИ) играет все более важную роль в области общественного здравоохранения и глобального надзора за заболеваниями, позволяя выявлять вспышки заболеваний на ранней стадии, прогнозировать эпидемии, распределять ресурсы и отслеживать передачу заболеваний в режиме реального времени. Традиционные системы надзора за общественным здоровьем полагаются на ручной сбор данных, ретроспективное эпидемиологическое моделирование и статистические данные, предоставляемые государственными органами, что часто приводит к задержкам в реагировании и неэффективным стратегиям сдерживания (Bogoch et al., 2020). Аналитика в области общественного здравоохранения на базе ИИ, основанная на машинном обучении (МО), обработке естественного языка (NLP) и аналитике больших данных, позволяет в режиме

реального времени агрегировать и интерпретировать данные о здоровье, что обеспечивает более быстрое и точное принятие решений для предотвращения и контроля вспышек заболеваний (Chowell et al., 2021).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в глобальном надзоре за заболеваниями является его способность обнаруживать ранние сигналы о вспышках инфекционных заболеваний. Платформы надзора на базе ИИ, такие как BlueDot, HealthMap и ProMED, используют алгоритмы NLP и глубокого обучения для сканирования новостных статей, социальных сетей, данных о воздушных перевозках и отчетов о состоянии здоровья с целью выявления необычных моделей заболеваний до того, как о них будет официально сообщено (Freifeld et al., 2018). Эти инструменты на базе ИИ сыграли важную роль в обнаружении ранних признаков вспышки COVID-19 в Ухане, Китай, за несколько дней до того, как Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) официально признала ее чрезвычайной ситуацией в области общественного здравоохранения (Bogoch et al., 2020). Используя неструктурированные данные из различных источников в режиме реального времени, ИИ позволяет глобальным организациям здравоохранения быстрее реагировать на возникающие угрозы здоровью, сокращая распространение и последствия пандемий, эпидемий и биотеррористических актов (Ting et al., 2020).

ИИ также улучшает прогнозирование эпидемий и построение прогнозных моделей, позволяя сотрудникам органов здравоохранения предвидеть динамику передачи заболеваний, пиковые показатели заражения и географическое распространение (Chowell et al., 2021). Модели на основе ИИ, обученные на исторических данных о вспышках заболеваний, климатических данных, моделях мобильности и показателях плотности

населения, могут прогнозировать вероятность сезонных всплесков гриппа, вспышек трансмиссивных заболеваний и тенденций развития антимикробной резистентности (Bansal et al., 2021). Во время пандемии COVID-19 инструменты прогнозной аналитики на базе ИИ предоставили правительствам в режиме реального времени оценки роста числа инфицированных, потребности в госпитализации и рисков смертности, что помогло в стратегическом планировании здравоохранения и разворачивании мер вмешательства (Wynants et al., 2020).

Помимо наблюдения за инфекционными заболеваниями, ИИ играет важную роль в профилактике неинфекционных заболеваний (НИЗ) и оценке рисков для общественного здоровья. Модели прогнозирования хронических заболеваний на основе ИИ анализируют электронные медицинские карты (ЭМК), данные о образе жизни и генетические факторы риска для выявления лиц с повышенным риском развития диабета, сердечно-сосудистых заболеваний и рака (Khera et al., 2018). Модели полигенного риск-оценки на основе ИИ интегрируют геномные и клинические данные для разработки персонализированных стратегий профилактики, что позволяет проводить раннее скрининг, корректировать образ жизни и принимать целенаправленные меры в области общественного здравоохранения (Torkamani et al., 2018).

ИИ также преобразует разработку вакцин и программы иммунизации, оптимизируя выбор антигенов, прогнозирование эффективности вакцин и логистику глобальной дистрибуции (Zhavoronkov et al., 2020). Традиционная разработка вакцин — это трудоемкий процесс, но биоинформационные инструменты на базе ИИ и модели прогнозирования структуры белков, такие как AlphaFold, ускорили выявление потенциальных вакцин-кандидатов для

инфекционных заболеваний, таких как COVID-19, грипп и Эбола (Jumper et al., 2021). Оптимизированные с помощью ИИ модели цепочки поставок повышают эффективность хранения, транспортировки и доставки вакцин, обеспечивая равный доступ к вакцинам, особенно в условиях ограниченных ресурсов (Karim et al., 2021).

Еще одно важное применение ИИ в области общественного здравоохранения — анализ социальных детерминант здоровья (SDOH), в котором модели на базе ИИ анализируют социально-экономические факторы, данные об окружающей среде и неравенство в доступе к медицинской помощи для выявления групп риска (Obermeyer et al., 2019). Инструменты мониторинга общественного здравоохранения на базе ИИ выявляют проблемы продовольственной безопасности, загрязнения окружающей среды и тенденции в области психического здоровья, что позволяет политикам принимать целенаправленные меры по улучшению здоровья населения на местном уровне. Алгоритмы НЛП с помощью ИИ также используются для анализа общественного мнения о политике в области здравоохранения, нежелании вакцинироваться и распространении дезинформации в социальных сетях, что помогает правительствам адаптировать информационные сообщения по вопросам общественного здравоохранения и стратегии коммуникации в кризисных ситуациях (Wilson & Wiysonge, 2020).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, система мониторинга общественного здоровья на базе ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, алгоритмической предвзятости и этическими соображениями. Использование ИИ в глобальном мониторинге здоровья требует интеграции крупномасштабных данных о здоровье в режиме реального времени, что

вызывает опасения по поводу конфиденциальности пациентов и безопасности данных (Samek et al., 2017). Обеспечение соблюдения HIPAA, GDPR и этических руководящих принципов ВОЗ имеет решающее значение для поддержания доверия общественности к инициативам в области здравоохранения, основанным на ИИ (Leslie et al., 2021). Кроме того, алгоритмическая предвзятость в моделях ИИ может привести к неравенству в прогнозировании заболеваний и доступе к здравоохранению (), что непропорционально затронет маргинализированные группы населения и страны с низким уровнем дохода (Obermeyer et al., 2019). Решение этих проблем требует внедрения прозрачных, объяснимых моделей ИИ (XAI) и междисциплинарного сотрудничества между исследователями в области ИИ, должностными лицами в сфере общественного здравоохранения и глобальными организациями здравоохранения.

В перспективе будущее ИИ в области общественного здравоохранения и глобального надзора за заболеваниями будет связано с большей интеграцией федеративного обучения, децентрализованных моделей ИИ и мультимодального анализа данных о здоровье. Сети биологического надзора на базе ИИ будут объединять данные носимых датчиков здоровья, технологии удаленного мониторинга и эпидемиологическую информацию в режиме реального времени, что позволит выявлять заболевания на ранней стадии и предотвращать вспышки заболеваний в глобальном масштабе (Kaissis et al., 2020). Цифровые двойники на базе ИИ и персонализированные эпидемиологические модели позволят представителям органов здравоохранения моделировать стратегии вмешательства в режиме реального времени, оптимизируя распределение ресурсов и принятие политических решений (Greene et al., 2021). По мере развития ИИ его роль в принятии решений в сфере здравоохранения, профилактике заболеваний и обеспечении глобальной безопасности здоровья будет

становиться все более незаменимой, обеспечивая более быстрое реагирование, улучшение доступа к медицинской помощи и повышение устойчивости систем здравоохранения во всем мире.

Вызовы и перспективы

Несмотря на свой преобразующий потенциал, ИИ в медицине сталкивается с рядом вызовов, включая проблемы конфиденциальности данных, алгоритмическую предвзятость, нормативные барьеры и этические дилеммы. Обеспечение прозрачности, интерпретируемости и справедливости моделей ИИ имеет решающее значение для укрепления доверия между врачами и пациентами (Samek et al., 2017).

В будущем интеграция ИИ в медицину, вероятно, будет продвигаться за счет достижений в области объяснимого ИИ (XAI), федеративного обучения и мультимодальных моделей ИИ, которые направлены на повышение интерпретируемости ИИ и его применимости в реальных условиях (Topol, 2019). Успешное внедрение ИИ потребует тесного сотрудничества между медицинскими работниками, исследователями в области ИИ, регулирующими органами и политиками с целью разработки ответственных рамок ИИ, в которых приоритетными будут безопасность пациентов и равенство в сфере здравоохранения.

Цели и задачи монографии

Быстрая интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в медицину привела к трансформационным изменениям в диагностике, планировании лечения, прогнозной аналитике, управлении здравоохранением и открытии новых лекарственных препаратов. Однако, несмотря на растущее влияние ИИ, по-прежнему существует острая необходимость в комплексном и научно обоснованном изучении его применения, проблем и перспектив. Настоящая монография призвана восполнить этот пробел, предоставив подробный и основанный на исследованиях анализ роли ИИ в современном здравоохранении, а также давая представление о его технологических, этических и нормативных аспектах.

Основная цель данной монографии — изучить, как ИИ меняет медицинскую практику и оказание медицинской помощи, оценив как его преимущества, так и ограничения. Хотя ИИ продемонстрировал беспрецедентную точность в диагностике, повышенную точность хирургических вмешательств и способность предсказывать развитие заболеваний, его полномасштабная интеграция в системы здравоохранения требует тщательной оценки клинической эффективности, вопросов конфиденциальности данных и этических последствий (Torol, 2019).

Эта монография предназначена для широкой аудитории, включая специалистов в области здравоохранения, медицинских исследователей, разработчиков ИИ, политиков и студентов. Представляя научно подтвержденные данные, практические примеры и экспертные анализы, она направлена на обеспечение целостного понимания нынешней и будущей роли ИИ в медицине.

Основные цели

1. Понимание роли ИИ в современном здравоохранении

ИИ все чаще используется в клинической диагностике, анализе изображений, роботизированной хирургии, персонализированной медицине и надзоре за общественным здоровьем. Одна из основных целей данной монографии — проанализировать, как ИИ улучшает процесс принятия решений, повышает эффективность лечения пациентов и оптимизирует рабочие процессы в медицине. В этом разделе будут рассмотрены ключевые достижения в области машинного обучения, глубокого обучения и нейронных сетей, а также объяснено, как эти технологии применяются для решения реальных медицинских проблем (Esteva et al., 2017).

2. Оценка клинического воздействия ИИ

ИИ широко применяется в медицинской визуализации, прогнозировании заболеваний и поддержке принятия терапевтических решений. Однако для количественной оценки его клинического воздействия необходим подробный анализ точности, эффективности и реальной результативности диагностики на основе ИИ по сравнению с традиционными медицинскими подходами. В данной монографии будут рассмотрены исследования, в которых сравниваются принятие решений с помощью ИИ и традиционные методы,

основанные на практике врачей (), с акцентом на потенциал ИИ в снижении диагностических ошибок и оптимизации стратегий лечения (McKinney et al., 2020).

3. Изучение вклада ИИ в точную медицину

Одним из наиболее перспективных применений ИИ в медицине является его способность создавать индивидуальные планы лечения на основе генетических, экологических и образа жизни факторов. В этой монографии будет исследовано, как фармакогеномика и прогнозное моделирование на основе ИИ улучшают эффективность лечения в онкологии, кардиологии и неврологии. Обсуждение будет включать в себя конкретные примеры рекомендаций по химиотерапии с помощью ИИ, раннего выявления рака и индивидуализированной лекарственной терапии (Jiang et al., 2017).

4. Решение этических и нормативных проблем

Несмотря на большие перспективы ИИ, его широкое использование вызывает серьезные этические и нормативные проблемы. Модели ИИ, обученные на предвзятых наборах данных, могут усугубить неравенство в сфере здравоохранения, приводя к неточным или несправедливым рекомендациям по лечению для определенных групп населения (Obermeyer et al., 2019). Кроме того, необходимо решить вопросы, связанные с конфиденциальностью данных пациентов, интерпретируемостью ИИ и ответственностью при принятии решений с помощью ИИ. В данной монографии будет проведена критическая

оценка существующих нормативных рамок, включая HIPAA, GDPR и руководящие принципы FDA, с целью определения способов ответственной интеграции ИИ в медицинскую практику (Cirillo et al., 2020).

5. Изучение реальных примеров использования ИИ в медицине

Эффективность ИИ в медицине лучше всего иллюстрируется на реальных примерах, демонстрирующих его успехи и ограничения. В данной монографии будут представлены подробные примеры, в том числе:

- Роль ИИ в скрининге рака молочной железы и радиологии.
- Роботизированная хирургия с помощью ИИ и ее влияние на минимально инвазивные процедуры.
- Использование чат-ботов и виртуальных помощников на базе ИИ в телемедицине и взаимодействии с пациентами.
- Вклад ИИ в готовность к пандемии и прогнозирование вспышек заболеваний (Hu et al., 2021).

6. Прогнозирование будущего ИИ в здравоохранении

Роль ИИ в медицине постоянно развивается, и новые исследования сосредоточены на объяснимом ИИ, мультимодальном обучении и федеративном обучении. В этой монографии будут исследованы будущие направления развития ИИ, включая интеграцию ИИ с носимыми технологиями для здоровья, мониторинг здоровья на основе Интернета

вещей и процессы открытия лекарственных препаратов на основе ИИ (Wang et al., 2022). Также будет обсуждаться общий ИИ (сильный ИИ) и его потенциальное влияние на принятие медицинских решений, что даст представление о том, как ИИ может однажды стать независимым медицинским консультантом.

Объем монографии

Эта монография предназначена для всестороннего, но доступного изучения ИИ в медицине и подходит как для технической, так и для нетехнической аудитории. Объем монографии включает:

- Основные концепции ИИ в здравоохранении – включая машинное обучение, глубокое обучение и обработку естественного языка.
- Клинические применения ИИ – включая ИИ в радиологии, патологии, открытии лекарственных препаратов, геномике и прогнозной аналитике.
- Этические, нормативные и правовые аспекты – рассмотрение вопросов конфиденциальности данных, алгоритмической предвзятости и ответственности ИИ.
- Примеры из практики и эмпирические данные – демонстрация влияния ИИ на реальные условия здравоохранения.
- Перспективы на будущее – оценка потенциала ИИ в прецизионной медицине, роботизированной хирургии и сотрудничестве между ИИ и человеком.

Учитывая быстрое развитие ИИ, эта монография будет постоянно обновляться с учетом последних исследований и реальных приложений, что обеспечит ее ценность для специалистов в области здравоохранения, исследователей и политиков.

Представляя сбалансированный взгляд на преимущества и ограничения ИИ, эта монография призвана способствовать информированным дискуссиям о роли ИИ в здравоохранении и служить руководством для его ответственного и этичного внедрения в клиническую практику.

II. ИИ в медицинской диагностике

Искусственный интеллект (ИИ) произвел революцию в области медицинской диагностики, обеспечив беспрецедентную точность, эффективность и масштабируемость в выявлении заболеваний на ранних стадиях. Традиционные методы диагностики часто опираются на опыт врачей, ручную интерпретацию изображений и статистические модели прогнозирования (), что может быть трудоемким и подверженным человеческим ошибкам (Torol, 2019). ИИ, в частности модели машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), преобразовал этот процесс, обеспечив автоматическое распознавание образов, прогнозную аналитику и обработку данных в режиме реального времени, что значительно повысило точность выявления заболеваний и прогнозирования их течения.

Способность ИИ анализировать огромные объемы радиологических изображений, патологических слайдов, генетических последовательностей и клинических данных привела к прорывам в обнаружении таких заболеваний, как рак, неврологические

расстройства, сердечно-сосудистые заболевания и инфекционные заболевания (Esteva et al., 2017). Благодаря интеграции ИИ в диагностические рабочие процессы медицинские работники могут повысить скорость диагностики, сократить количество ложноположительных и ложноотрицательных результатов и оптимизировать процесс принятия клинических решений.

Роль машинного обучения в диагностике

Машинное обучение (ML) революционизирует медицинскую диагностику, позволяя быстрее, точнее и с меньшими затратами выявлять заболевания в различных областях медицины. Традиционные методы диагностики часто опираются на опыт врачей, ручную интерпретацию изображений и результаты лабораторных исследований, что может быть трудоемким, подверженным ошибкам и в значительной степени зависящим от индивидуального опыта (Esteva et al., 2019). Благодаря интеграции алгоритмов ML, моделей глубокого обучения и обработки естественного языка (NLP), современная диагностика переходит к автоматизированным, основанным на данных и ориентированным на точность решениям в области здравоохранения (Topol, 2019). Диагностика на основе ML использует крупномасштабные медицинские наборы данных, электронные медицинские карты (EHR), результаты сканирования и данные биосенсоров в реальном времени для улучшения раннего выявления заболеваний, оценки рисков и разработки персонализированных стратегий лечения (Rajpurkar et al., 2018).

Одним из наиболее значимых применений ML в диагностике является анализ медицинских изображений, где сверточные нейронные сети (CNN) и модели глубокого обучения продемонстрировали превосходную эффективность в обнаружении аномалий на рентгеновских снимках, компьютерных томограммах, МРТ, ультразвуковых снимках и гистопатологических препаратах (Litjens et al., 2017). Диагностические системы на базе ИИ, обученные на миллионах помеченных медицинских изображений, могут обнаруживать тонкие закономерности, аномалии и маркеры заболеваний с точностью, сопоставимой, а в некоторых случаях превосходящей точность человеческих радиологов и патологов (McKinney et al., 2020). Например, модели ML успешно используются для выявления рака легких по результатам компьютерной томографии грудной клетки, диагностики диабетической ретинопатии по снимкам глазного дна и классификации рака молочной железы по маммограммам (Ardila et al., 2019). Интеграция ML в компьютерную диагностику (CAD) значительно улучшила показатели раннего выявления рака, снизила количество ложноположительных результатов и улучшила процесс принятия решений врачами (Hosny et al., 2018).

Помимо медицинской визуализации, ML преобразует клиническую лабораторную диагностику и патологию за счет автоматизации классификации заболеваний, обнаружения биомаркеров и интерпретации лабораторных тестов в режиме реального времени. Традиционные биохимические и гематологические тесты часто требуют ручного анализа и субъективной интерпретации, что может привести к диагностическим ошибкам и несоответствиям (Esteva et al., 2021). Модели ML, обученные на мультиомических данных, включая геномику, протеомику и метаболомику, могут выявлять скрытые признаки заболеваний, прогнозировать их развитие и определять индивидуальные цели лечения

(Ghaffari Laleh et al., 2022). Например, анализ жидкой биопсии с помощью ML может обнаружить циркулирующую опухолевую ДНК (ctDNA) и биомаркеры микроРНК, что облегчает раннее выявление рака без необходимости инвазивных биопсий (Mourad et al., 2021).

Анализ электронных медицинских карт (EHR) на основе ИИ — еще одна важная область, в которой ML повышает точность и эффективность диагностики. Алгоритмы ML могут просеивать огромные объемы структурированных данных о пациентах, полученных из электронных систем управления медицинской информацией (), и неструктурированных данных, выявляя в режиме реального времени закономерности заболеваний, сопутствующие заболевания и факторы риска (Rajkomar et al., 2018). Модели на основе НЛП анализируют клинические записи, отчеты врачей и медицинскую литературу, чтобы помочь медицинским работникам принимать более быстрые и обоснованные диагностические решения (Jiang et al., 2021). Диагностические инструменты на базе ИИ особенно эффективны при раннем выявлении сепсиса, прогнозировании риска сердечных заболеваний и скрининге психических расстройств, где анализ данных в реальном времени и автоматические оповещения позволяют своевременно принимать медицинские меры (Shickel et al., 2017).

Машинное обучение также оказывается неоценимым в диагностике инфекционных заболеваний и наблюдении за вспышками заболеваний. Диагностические модели на базе ИИ, обученные на последовательностях геномов микроорганизмов, вирусологических данных и эпидемиологических тенденциях, могут быстро идентифицировать новые патогены, гены антибиотикорезистентности и вирусные мутации (Angermueller et al., 2016).

Во время пандемии COVID-19 диагностические алгоритмы на основе машинного обучения были внедрены для выявления SARS-CoV-2 с помощью ПЦР и компьютерной томографии грудной клетки, что ускорило время проведения тестов и сократило диагностические зазоры (Wynants et al., 2020). Диагностика на базе ИИ в пунктах оказания медицинской помощи и интеграция носимых биосенсоров еще больше продвигают эту область, позволяя осуществлять дистанционный мониторинг заболеваний в режиме реального времени и создавать системы раннего предупреждения таких состояний, как сердечные аритмии, колебания уровня глюкозы при диабете и респираторные дистресс-синдромы (Attia et al., 2019).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, диагностика на основе ML сталкивается с рядом проблем и ограничений. Одной из основных проблем является алгоритмическая предвзятость и обобщаемость, поскольку многие модели ML обучаются на предвзятых наборах данных, которые не отражают разнообразие популяций пациентов (Obermeyer et al., 2019). Обеспечение точности работы диагностических систем на базе ИИ для различных этнических групп, возрастных групп и медицинских учреждений имеет решающее значение для предотвращения неравенства в здравоохранении (Ghassemi et al., 2021). Кроме того, объяснимость и интерпретируемость остаются серьезными препятствиями для внедрения ИИ (), поскольку модели ИИ типа «черный ящик» часто дают высокоточные диагнозы без прозрачного обоснования, что затрудняет врачам полностью доверять решениям, принятым с помощью ИИ (Holzinger et al., 2019).

Регуляторное одобрение и клиническая валидация также являются серьезными препятствиями для диагностики на основе ИИ. Управление по санитарному надзору за

качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA) требуют проведения строгих клинических испытаний, предоставления реальных доказательств и объяснимых методологий ИИ перед одобрением диагностических инструментов на основе МО для клинического использования (Benjamens et al., 2020). Обеспечение соответствия требованиям HIPAA, GDPR и этическим принципам ИИ имеет важное значение для защиты конфиденциальности пациентов, безопасности данных и медицинской автономии (Samek et al., 2017).

В перспективе будущее ML в диагностике будет связано с бесшовной интеграцией ИИ с мультимодальными источниками данных, федеративными моделями обучения и подходами персонализированной медицины. Цифровые двойники на базе ИИ и графы биомедицинских знаний позволят в режиме реального времени создавать индивидуальные модели заболеваний, повышая точность диагностики и стратификацию рисков (Greene et al., 2021). Кроме того, все большее распространение получают совместные диагностические рабочие процессы с участием ИИ и человека, в которых системы МО будут функционировать не как автономные диагностические агенты, а как инструменты поддержки клинических решений, обеспечивая дополнение, а не замену человеческого опыта (Torol, 2019). По мере развития машинного обучения его роль в диагностике будет становиться все более незаменимой, обеспечивая более быстрые, точные и основанные на данных диагностические решения, которые улучшают результаты лечения пациентов, снижают затраты на здравоохранение и оптимизируют процесс принятия медицинских решений во всем мире.

ИИ в радиологии и медицинской визуализации

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует радиологию и медицинскую визуализацию, повышая точность диагностики, эффективность рабочих процессов и результаты лечения пациентов. Традиционные методы радиологии в значительной степени полагаются на человеческий опыт для интерпретации изображений, что может быть трудоемким и подверженным субъективным колебаниям. Интеграция машинного обучения (ML), глубокого обучения (DL) и сверточных нейронных сетей (CNN) в медицинскую визуализацию позволила автоматизировать обнаружение, классификацию и сегментацию аномалий в различных методах визуализации, включая рентгеновские лучи, компьютерную томографию (КТ), магнитно-резонансную томографию (МРТ), позитронно-эмиссионную томографию (ПЭТ) и ультразвуковое сканирование (Litjens et al., 2017). Анализ изображений на основе ИИ продемонстрировал превосходную диагностическую эффективность, сократив количество ошибок интерпретации и обеспечив более раннее выявление заболеваний (McKinney et al., 2020).

Одним из наиболее революционных применений ИИ в радиологии является автоматизированный анализ изображений и обнаружение аномалий. Системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ способны с высокой точностью идентифицировать опухоли, переломы, сосудистые поражения и аномалии органов. Модели глубокого обучения, обученные на крупномасштабных наборах медицинских изображений, могут извлекать сложные паттерны и особенности, которые могут быть незаметны для человеческого глаза, улучшая раннюю диагностику рака, нейродегенеративных заболеваний и сердечно-сосудистых нарушений (Ardila et al., 2019).

Например, модели обнаружения на основе ИИ продемонстрировали точность на уровне радиологов в выявлении узелков в легких на компьютерных томограммах, что помогает в ранней диагностике рака легких (Rajpurkar et al., 2018). Аналогичным образом, анализ маммограмм с помощью ИИ улучшил обнаружение очагов рака груди, сократив количество ложноположительных и ложноотрицательных результатов в скрининговых программах (McKinney et al., 2020).

ИИ также значительно улучшает реконструкцию изображений МРТ и КТ, оптимизируя соотношение сигнал/шум, сокращая время сканирования и минимизируя облучение (Wang et al., 2020). Алгоритмы шумоподавления на основе ИИ и технологии сверхразрешения позволяют радиологам получать высококачественные изображения с помощью низкодозированных КТ-сканов, устраняя опасения, связанные с риском развития рака, вызванного облучением (Singh et al., 2021). Кроме того, модели глубокого обучения используются для коррекции артефактов движения в МРТ-сканах, что улучшает четкость изображений у пациентов, которым может быть трудно оставаться неподвижными во время длительных процедур визуализации (Lundervold & Lundervold, 2019).

Помимо интерпретации диагностических данных, ИИ трансформирует автоматизацию рабочих процессов и поддержку принятия клинических решений в радиологических отделениях. Системы сортировки пациентов на основе ИИ анализируют данные визуализации в режиме реального времени, определяя приоритетность неотложных случаев, таких как внутричерепное кровоизлияние, инсульт или пневмоторакс, что позволяет радиологам сначала сосредоточиться на критических находках (Jiang et al., 2021). Модели обработки естественного языка (NLP) на основе ИИ также используются для

автоматического создания структурированных радиологических отчетов, что улучшает коммуникацию между радиологами и направляющими врачами (Moore et al., 2021). Эти автоматизированные системы отчетности на базе ИИ помогают стандартизировать интерпретацию радиологических данных, снижая вариабельность результатов между наблюдателями и повышая общую диагностическую согласованность (Padoy, 2019).

ИИ также играет важную роль в интервенционной радиологии и процедурах под визуальным контролем, улучшая навигацию в реальном времени и планирование процедур. Роботизированные вмешательства с помощью ИИ помогают оптимизировать размещение игл, навигацию катетеров и процедуры абляции опухолей, повышая точность хирургических вмешательств и безопасность пациентов (Esteva et al., 2019). Модели сегментации изображений в реальном времени на базе ИИ накладывают анатомические структуры и границы поражений, помогая интервенционным радиологам достичь большей точности при минимально инвазивных методах лечения (Yang et al., 2022).

Новой областью в области медицинской визуализации на базе ИИ является радиомика, в которой модели ИИ извлекают количественные биомаркеры визуализации для прогнозирования агрессивности опухоли, прогрессирования заболевания и реакции на лечение () (Gillies et al., 2016). Прогнозная аналитика на основе радиомики позволяет онкологам подбирать индивидуальные методы лечения рака путем интеграции данных визуализации, геномики и клинических данных (Aerts et al., 2014). Радиогеномика на базе ИИ еще больше расширяет этот подход, соотнося фенотипы визуализации с базовыми молекулярными профилями, что облегчает применение стратегий прецизионной медицины в онкологии (Lambin et al., 2017).

Несмотря на огромные достижения, внедрение ИИ в радиологии сталкивается с проблемами, связанными с обобщением моделей, интерпретируемостью и этическими соображениями. Модели ИИ требуют доступа к большим, разнообразным и высококачественным аннотированным наборам данных, чтобы обеспечить надежную работу с различными группами пациентов, методами визуализации и условиями оказания медицинской помощи (Gichoya et al., 2021). Предвзятость в обучающих данных может привести к расхождениям в диагностической эффективности, особенно в недостаточно представленных демографических группах, что вызывает опасения по поводу равенства и справедливости в здравоохранении (Rajpurkar et al., 2018). Кроме того, модели глубокого обучения типа «черный ящик» часто не поддаются объяснению, что затрудняет врачам полностью доверять прогнозам, сгенерированным ИИ, без четких обоснований (Samek et al., 2017).

Регуляторное одобрение и клиническая валидация остаются ключевыми препятствиями для развития радиологии на основе ИИ. Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA), Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA) и другие регулирующие органы требуют проведения тщательных валидационных исследований, клинических испытаний в реальных условиях и разработки объяснимых методологий ИИ перед одобрением инструментов визуализации на основе ИИ для широкого клинического применения (Benjamens et al., 2020). Обеспечение соответствия HIPAA, GDPR и другим нормам защиты данных имеет важное значение для сохранения конфиденциальности пациентов и безопасного внедрения ИИ в радиологии (Leslie et al., 2021).

В перспективе ожидается, что ИИ в радиологии станет более интегрированным с мультимодальными источниками данных, включая клиническую историю, геномику и мониторинг пациентов в режиме реального времени. Достижения в области федеративного обучения и децентрализованных моделей ИИ позволят обеспечить безопасное обучение ИИ с соблюдением конфиденциальности в нескольких медицинских учреждениях, повысив обобщаемость и сохранив конфиденциальность данных пациентов (Kaissis et al., 2020). Приложения дополненной реальности (AR) и виртуальной реальности (VR) на базе ИИ будут еще больше улучшать образование в области радиологии, хирургические симуляции и планирование интервенционных процедур. По мере развития и совершенствования ИИ его роль в радиологии и медицинской визуализации будет становиться все более незаменимой, обеспечивая более быстрые, точные и основанные на данных диагностические выводы, которые улучшают уход за пациентами и клинические результаты.

ИИ в патологии и гистопатологическом анализе

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует патологический и гистопатологический анализ, предоставляя более точные, эффективные и масштабируемые диагностические решения для выявления заболеваний на клеточном и тканевом уровнях. Традиционное гистопатологическое исследование основано на микроскопическом анализе образцов тканей, который является трудоемким, субъективным и подвержен межэкспертной вариабельности (Litjens et al., 2017). Модели глубокого обучения на базе ИИ, сверточные нейронные сети (CNN) и инструменты цифровой патологии теперь позволяют

автоматизировать анализ изображений, быстро классифицировать заболевания и проводить прогнозирующую гистопатологию, что повышает эффективность диагностики и улучшает результаты лечения пациентов (Campanella et al., 2019).

Одним из ключевых применений ИИ в патологии является автоматическая сегментация и классификация тканей. Модели распознавания изображений на основе ИИ анализируют слайды, окрашенные гематоксилином и эозином (H&E), идентифицируя раковые, предраковые и доброкачественные ткани с высокой чувствительностью и специфичностью () (Bejnordi et al., 2017). Системы на базе ИИ, обученные на крупномасштабных наборах данных цельных слайдов (WSI), могут обнаруживать рак груди, простаты и легких с диагностической точностью, сопоставимой с опытными патологами (Bulten et al., 2020). Системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ помогают снизить частоту ложноотрицательных результатов, гарантируя, что при микроскопическом исследовании не будут пропущены злокачественные участки (Steiner et al., 2018).

Помимо диагностики рака, ИИ революционизирует патологию воспалительных заболеваний, выявление инфекционных заболеваний и оценку нейродегенеративных расстройств. Иммуногистохимический анализ на основе ИИ позволяет количественно определять уровни экспрессии белков, что помогает в классификации таких заболеваний, как болезнь Альцгеймера, болезнь Паркинсона и рассеянный склероз, на основе биомаркеров (González-Castro et al., 2021). Анализ микробиома с помощью ИИ в гистопатологии улучшает выявление туберкулеза, гепатита и инфекций *Helicobacter pylori*, что приводит к более точным и персонализированным подходам к лечению (Korbar et al., 2017).

ИИ также улучшает автоматизацию рабочих процессов и поддержку принятия решений в цифровой патологии. Системы визуализации цельных слайдов на базе ИИ позволяют патологам эффективно перемещаться по большим участкам ткани, автоматически отмечая области, представляющие интерес для дальнейшего изучения (Komura & Ishikawa, 2018). Автоматическое создание отчетов на базе ИИ и структурированный гистопатологический анализ улучшают стандартизацию диагностики, снижая нагрузку на патологов и сокращая время диагностики (Shaban et al., 2020). Кроме того, инструменты количественной патологии на базе ИИ позволяют точно определять степень злокачественности опухолей, проводить молекулярную субтипизацию и прогнозировать реакцию на целевые терапии, что повышает точность онкологических стратегий (Echle et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, патология на основе ИИ сталкивается с рядом проблем, включая интерпретируемость моделей, изменчивость наборов данных и нормативную валидацию. Алгоритмы ИИ требуют больших, высококачественных, аннотированных наборов данных гистопатологии для обеспечения обобщаемости для различных популяций и лабораторных условий (Momeni-Borooujeni & Kapur, 2021). Кроме того, для повышения доверия врачей и получения разрешения регулирующих органов на использование решений на основе ИИ в гистопатологии необходимы объяснимые модели ИИ (XAI) (Thomas et al., 2022). Регулирующие органы, такие как FDA и ЕМА, разрабатывают руководящие принципы для патологических инструментов на основе ИИ, чтобы обеспечить их соответствие стандартам безопасности, точности и воспроизводимости перед внедрением в клиническую практику (Benjamins et al., 2020).

В перспективе ожидается, что ИИ в патологии будет интегрировать мультиомические данные, знания в области молекулярной патологии и цифровую диагностику в реальном времени, прокладывая путь для прецизионной медицины следующего поколения. Анализ микроокружения опухолей на основе ИИ, цифровое иммунопрофилирование и вычислительные модели патологии еще больше улучшат характеристику заболеваний и планирование персонализированного лечения (Yu et al., 2021). По мере развития технологий ИИ они будут играть все более важную роль в автоматизации рутинных задач патологии, повышении точности диагностики и ускорении медицинских исследований в области гистопатологии.

ИИ в дерматологии и диагностике кожных заболеваний

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует дерматологию и диагностику кожных заболеваний, обеспечивая более быструю, точную и доступную диагностику. Традиционно дерматологическая диагностика основана на визуальном осмотре дерматологом, дерматоскопии и гистопатологическом анализе, которые могут быть субъективными и зависеть от опыта врача (Esteva et al., 2017). Модели глубокого обучения на базе ИИ, сверточные нейронные сети (CNN) и алгоритмы компьютерного зрения в настоящее время используются для автоматизации классификации кожных заболеваний, выявления меланомы и других видов рака кожи, а также для помощи в планировании персонализированного лечения () (Tschandl et al., 2019). Используя крупномасштабные наборы данных дерматологических изображений, ИИ улучшает раннюю диагностику, снижает количество диагностических ошибок и расширяет доступ к дерматологической

помощи, особенно в районах с недостаточным медицинским обслуживанием (Han et al., 2020).

Одним из наиболее эффективных применений ИИ в дерматологии является автоматическая классификация кожных образований, при которой CNN анализируют дерматоскопические и клинические изображения для различения доброкачественных и злокачественных образований. Диагностические модели на основе ИИ продемонстрировали точность на уровне дерматологов в обнаружении меланомы, базальноклеточной карциномы (БКК), плоскоклеточной карциномы (ПКК) и атипичных невусов (Brinker et al., 2019). Исследования показали, что модели глубокого обучения, обученные на миллионах изображений кожи, могут достигать чувствительности и специфичности, сопоставимых с результатами сертифицированных дерматологов, что улучшает показатели раннего выявления и сокращает количество ненужных биопсий (Haenssle et al., 2018). Появляются также мобильные приложения для дерматоскопии на базе ИИ, которые позволяют пациентам и врачам первичного звена удаленно оценивать подозрительные кожные поражения, что улучшает раннее вмешательство (Finnane et al., 2020).

ИИ также продвигает прогнозную аналитику в дерматологии, где модели машинного обучения анализируют генетические, экологические и жизненные факторы для оценки индивидуального риска кожных заболеваний. Основанные на ИИ полигенные оценки риска и эпидемиологические модели могут предсказывать тяжесть псориаза, прогрессирование акне и обострения экземы, что позволяет проводить проактивное лечение заболеваний и подбирать целевую терапию (Shrivastava et al., 2021). Кроме того, теледерматологические платформы на базе ИИ интегрируют симптомы, сообщаемые пациентами, клинические

изображения и историю болезни для предоставления удаленных дерматологических консультаций в режиме реального времени, что повышает доступность и эффективность дерматологической помощи (Yokota et al., 2021).

Помимо выявления рака кожи, ИИ оказывается полезным в лечении хронических кожных заболеваний, включая атопический дерматит, витилиго и розацеа. Количественный анализ изображений на основе ИИ позволяет точно оценивать степень тяжести заболевания, отслеживать поражения и контролировать реакцию на лечение, предоставляя дерматологам основанные на данных сведения для оптимизации схем терапии (Wang et al., 2021). Также разрабатываются приложения дополненной реальности (AR) на базе ИИ, которые помогают дерматологам в режиме реального времени визуализировать поражения и проводить процедуры во время лазерного лечения и эстетических дерматологических вмешательств (Gupta et al., 2020).

Несмотря на многообещающий потенциал, ИИ в дерматологии сталкивается с проблемами, связанными с разнообразием наборов данных, интерпретируемостью моделей и получением разрешений регулирующих органов. Многие модели ИИ для дерматологии обучаются на наборах данных, которые не отражают расовое и этническое разнообразие, что может привести к потенциальным искажениям при обнаружении кожных заболеваний у людей с разным цветом кожи и из разных групп населения (Adamson & Smith, 2018). Обеспечение справедливой работы ИИ для различных демографических групп пациентов имеет решающее значение для сокращения неравенства в области дерматологии. Кроме того, дерматологические инструменты на базе ИИ должны проходить строгую клиническую валидацию и получать разрешение регулирующих органов, чтобы обеспечить

безопасность, точность и этичное использование в клинической практике (Du-Harpur et al., 2020).

В перспективе ожидается, что ИИ в дерматологии будет интегрировать мультимодальные источники данных, включая геномику, гистопатологию и мониторинг пациентов в реальном времени, что позволит применять подходы точной дерматологии. Анализ микробиома кожи с помощью ИИ, моделирование цифровых двойников и открытие лекарственных препаратов с помощью ИИ будут способствовать дальнейшему развитию персонализированных дерматологических методов лечения. По мере развития технологий ИИ они будут играть все более важную роль в автоматизации дерматологической диагностики, улучшении клинического принятия решений и повышении эффективности лечения пациентов во всем мире (Liu et al., 2022).

ИИ в офтальмологии и диагностике заболеваний сетчатки

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует офтальмологию и диагностику заболеваний сетчатки, позволяя быстрее, точнее и в автоматическом режиме выявлять глазные заболевания. Традиционная диагностика заболеваний сетчатки основана на фотографировании глазного дна, оптической когерентной томографии (ОКТ), флюоресцентной ангиографии и проверке поля зрения, которые требуют ручной интерпретации результатов опытными офтальмологами. Однако глубокое обучение (DL) на основе ИИ и сверточные нейронные сети (CNN) продемонстрировали замечательную точность в обнаружении патологий сетчатки, прогнозировании прогрессирования

заболеваний и оказании помощи в принятии клинических решений (Ting et al., 2017). Офтальмологическая диагностика на базе ИИ преобразует раннее выявление диабетической ретинопатии (ДР), возрастной макулярной дегенерации (ВМД), глаукомы и других заболеваний сетчатки, значительно улучшая результаты лечения пациентов и эффективность здравоохранения (Gulshan et al., 2016).

Одним из наиболее широко применяемых направлений ИИ в офтальмологии является автоматизированный скрининг диабетической ретинопатии. ДР является одной из основных причин ухудшения зрения и слепоты во всем мире, особенно у пациентов с неконтролируемым диабетом (Lechner et al., 2020). Модели скрининга ДР на основе ИИ, такие как IDx-DR и DeepMind от Google, анализируют изображения глазного дна для выявления микроаневризм, кровоизлияний и экссудатов, что позволяет проводить раннюю диагностику и своевременное лечение (Abramoff et al., 2018). Эти телеофтальмологические платформы на базе ИИ позволяют проводить массовый скрининг ДР в учреждениях первичной медицинской помощи, сокращая потребность в очных консультациях специалистов и расширяя доступ к медицинской помощи для малообеспеченных слоев населения (Schmidt-Erfurth et al., 2018).

ИИ также значительно улучшает анализ оптической когерентной томографии (ОКТ), которая необходима для диагностики возрастной макулярной дегенерации (ВМД), диабетического макулярного отека (ДМО) и окклюзии вен сетчатки (ОВС) (De Fauw et al., 2018). Алгоритмы глубокого обучения, обученные на больших наборах данных ОКТ с высоким разрешением (), могут точно обнаруживать скопление жидкости в сетчатке, отложения друз и атрофию желтого пятна, что помогает в раннем выявлении ВМД и

определении стадии заболевания (Keane et al., 2018). Прогнозная аналитика на основе ИИ используется для мониторинга прогрессирования ВМД и прогнозирования реакции на терапию анти-VEGF, что позволяет разработать индивидуальные стратегии лечения сетчатки (Schmidt-Erfurth et al., 2021)..

При выявлении глаукомы модели глубокого обучения на базе ИИ анализируют изображения глазного дна и толщину слоя нервных волокон сетчатки для выявления глаукоматозных повреждений с высокой чувствительностью (Kim et al., 2020). Модели анализа поля зрения на базе ИИ прогнозируют функциональную потерю зрения у пациентов с глаукомой, что позволяет назначать лечение на более ранних стадиях (Tham et al., 2014). Кроме того, алгоритмы мониторинга внутриглазного давления (ВГД) на основе ИИ, интегрированные с носимыми биосенсорами, позволяют в режиме реального времени оценивать риск развития глаукомы, помогая пациентам корректировать схемы лечения и образ жизни для предотвращения прогрессирования заболевания (Mursch-Edlmayr et al., 2020).

Помимо выявления заболеваний сетчатки, ИИ преобразует скрининг катаракты, прогнозирование рефракционных аномалий и диагностику заболеваний роговицы. Автоматизированный анализ изображений щелевой лампы на базе ИИ улучшает выявление кератоконуса, язв роговицы и инфекционного кератита, повышая эффективность ранней диагностики и планирования лечения (Lin et al., 2019). Аберрометрия волнового фронта и топографический анализ на основе ИИ интегрируются в планирование операций LASIK и катарактальной хирургии, оптимизируя выбор интраокулярных линз (ИОЛ) и точность хирургического вмешательства (Bastawrous et al., 2021).

Платформы телеофтальмологии на базе ИИ расширяют доступ к офтальмологической помощи, позволяя проводить дистанционный скрининг, автоматическое направление к специалистам и сортировку пациентов с помощью ИИ (Ting et al., 2021). На основе ИИ в диагностику неврологических заболеваний также интегрируются технологии отслеживания движения глаз и анализа взгляда в режиме реального времени, где биомаркеры сетчатки дают информацию о болезни Альцгеймера, болезни Паркинсона и рассеянном склерозе (Ko et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, ИИ в офтальмологии сталкивается с проблемами, связанными с предвзятостью данных, клинической валидацией и получением разрешений регулирующих органов. Многие модели заболеваний сетчатки на основе ИИ обучаются на несбалансированных наборах данных, что может снизить точность диагностики среди различных этнических групп населения и при использовании различных методов визуализации (Beede et al., 2020). Обеспечение прозрачности ИИ и соответствия нормативным требованиям таких агентств, как FDA, EMA и WHO, имеет решающее значение для безопасного и этичного внедрения офтальмологической диагностики на основе ИИ (Lee et al., 2021).

В перспективе интеграция мультимодальной офтальмологической визуализации на основе ИИ, роботизированная микрохирургия под управлением ИИ и федеративное обучение для глобального обучения моделей ИИ в офтальмологии еще больше повысят точность офтальмологической помощи. Оптимизация генной терапии наследственных заболеваний сетчатки с помощью ИИ, наряду с фармакогеномикой с помощью ИИ, будет определять будущее персонализированных методов лечения в офтальмологии (Bogunović et al., 2020).

По мере развития ИИ он будет играть все более важную роль в автоматизации офтальмологической диагностики, улучшении раннего выявления заболеваний и обеспечении равного доступа к офтальмологической помощи во всем мире.

ИИ в диагностике инфекционных заболеваний

ИИ также играет важную роль в выявлении инфекционных заболеваний, особенно в борьбе с туберкулезом, COVID-19 и малярией. Анализ рентгеновских снимков грудной клетки с помощью ИИ широко применяется в условиях ограниченных ресурсов для скрининга туберкулеза легких, что значительно повышает частоту выявления заболевания и сокращает сроки постановки диагноза (Lakhani & Sundaram, 2017).

Во время пандемии COVID-19 ИИ использовался для анализа компьютерных томограмм легких, позволяя отличать пневмонию COVID-19 от других вирусных или бактериальных инфекций, что помогло врачам более эффективно сортировать пациентов с острым респираторным синдромом () (Shi et al., 2020). Диагностические инструменты на базе ИИ также интегрируются в устройства для тестирования в пунктах оказания медицинской помощи, что позволяет быстро выявлять инфекционные заболевания в отдаленных и недостаточно обслуживаемых районах.

Будущие направления и вызовы

Несмотря на впечатляющие возможности, ИИ в медицинской диагностике сталкивается с рядом проблем, в том числе с алгоритмической предвзятостью, проблемами конфиденциальности данных, нормативными барьерами и необходимостью клинической валидации. Модели ИИ, обученные на ограниченных или предвзятых наборах данных, могут не подходить для обобщения результатов различных групп пациентов, что приводит к различиям в точности диагностики (Obermeyer et al., 2019).

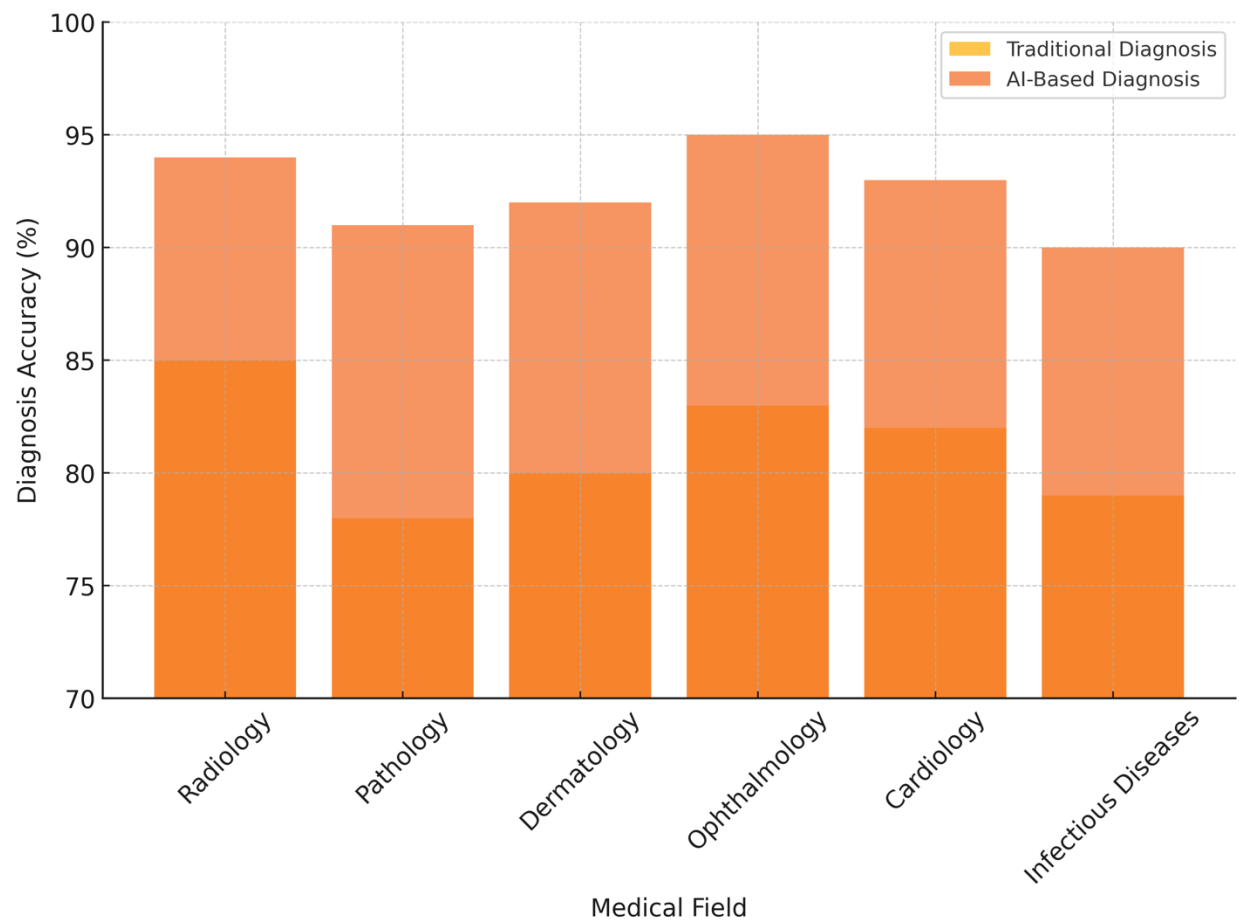
Кроме того, регулирующие органы, такие как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), требуют, чтобы диагностические инструменты на основе ИИ прошли строгую валидацию и клинические испытания перед широким внедрением. Обеспечение прозрачности, интерпретируемости и соответствия клиническим стандартам систем ИИ остается приоритетной задачей для исследователей и органов регулирования в сфере здравоохранения.

В будущем ожидается, что ИИ будет все больше интегрироваться в рутинные клинические рабочие процессы, а продолжающиеся достижения в области объяснимого ИИ, федеративного обучения и мультимодальных моделей ИИ повысят его надежность и приемлемость в клинической практике (Topol, 2019). Будущее ИИ в диагностике будет определяться совместным интеллектом, при котором ИИ будет служить инструментом, дополняющим работу врачей, а не заменяющим их, повышая точность диагностики и качество ухода за пациентами.

Таблица 1: Сравнение ИИ и традиционной диагностики

Область медицины	Традицион ная диагностик а Точность (%)	Точность диагности ки на основе ИИ (%)	Время, необходи мое для анализа	Время, необходи мое для ИИ	Повышение чувствительн ости (%)	Улучшение специфично сти (%)
Радиология (рентген, КТ, МРТ)	8	9	От несколько х минут до несколько х часов	От секунд до минут	12	10
Патология (гистопатологиче ский анализ)	7	9	Несколько часов	Минуты	15	13
Дерматология (диагностика рака кожи)	8	9	Минуты	Секунды	14	11
Офтальмология (диабетическая ретинопатия)	8	9	Минуты	Секунды	16	15
Кардиология (анализ ЭКГ)	82	9	Минуты	Секунды	13	12
Инфекционные заболевания (COVID-19, туберкулез и т. д.)	79	9	От несколько х часов до несколько х дней	Минуты до часов	12	10

График 1: Сравнение точности ИИ и традиционной диагностики в медицине



ИИ в радиологии: глубокое обучение в анализе изображений

Радиология стала одной из самых трансформационных областей применения искусственного интеллекта (ИИ) в медицине. Использование глубокого обучения (DL) и сверточных нейронных сетей (CNN) в медицинской визуализации привело к революционным достижениям в области выявления заболеваний, сегментации поражений и прогнозирующей диагностики. Традиционные рабочие процессы в радиологии основаны на интерпретации медицинских изображений человеком, что может быть трудоемким и приводить к различиям в диагнозах. ИИ внедрил автоматизированный анализ изображений (), повысил точность диагностики и снизил нагрузку на радиологов, став незаменимым инструментом в ранней диагностике заболеваний и принятии клинических решений (Topol, 2019).

Роль глубокого обучения в медицинской визуализации

Глубокое обучение стало революционным явлением в медицинской визуализации в радиологии, значительно повысив точность диагностики, интерпретацию изображений и эффективность рабочих процессов. Традиционные методы радиологии в значительной степени зависят от опыта радиологов в анализе сложных медицинских изображений, выявлении патологических аномалий и составлении отчетов, что часто приводит к увеличению времени обработки, вариативности интерпретации и человеческим ошибкам (Litjens et al., 2017). Глубокое обучение, подраздел искусственного интеллекта (ИИ), использующий многослойные нейронные сети для распознавания паттернов и извлечения признаков из данных, произвело революцию в этой области, сделав возможным автоматизированный анализ изображений, обнаружение аномалий и поддержку принятия

клинических решений (Keane & Topol, 2018). Сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN) и архитектуры на основе трансформаторов продемонстрировали беспрецедентную эффективность в распознавании сложных паттернов на рентгеновских изображениях, что сделало их незаменимыми инструментами в современной радиологии (Ardila et al., 2019).

Одним из наиболее значительных вкладов глубокого обучения в медицинскую визуализацию является его способность повышать точность диагностики за счет обнаружения аномалий, которые могут быть упущены человеческим глазом. CNN, разработанные для обработки пиксельных данных изображений, были обучены на миллионах аннотированных медицинских изображений для классификации и сегментации патологических признаков на рентгеновских снимках, компьютерных томограммах (КТ), магнитно-резонансных томограммах (MRI), ультразвуковых снимках и позитронно-эмиссионных томограммах (PET) (Litjens et al., 2017). Модели глубокого обучения на базе ИИ широко используются для обнаружения легочных узелков на компьютерных томограммах грудной клетки, микрокальцинатов на маммограммах, опухолей головного мозга на МРТ и переломов на рентгенограммах с диагностической эффективностью, сопоставимой, а в некоторых случаях превосходящей эффективность опытных радиологов (McKinney et al., 2020). В скрининге рака легких алгоритмы глубокого обучения были обучены анализировать низкодозированные компьютерные томограммы, выявляя злокачественные новообразования на ранних стадиях с высокой чувствительностью и специфичностью, тем самым улучшая показатели раннего выявления и сокращая количество ложноположительных результатов (Ardila et al., 2019). Аналогичным образом, в скрининге рака молочной железы модели глубокого обучения на основе ИИ улучшили

способность различать доброкачественные и злокачественные образования на маммограммах, оптимизировав показатели повторного вызова и сократив количество ненужных биопсий (McKinney et al., 2020).

В нейровизуализации глубокое обучение играет важную роль в автоматической сегментации мозга, обнаружении очагов и классификации заболеваний (Litjens et al., 2017). Модели глубокого обучения на основе МРТ были обучены обнаруживать болезнь Альцгеймера, рассеянный склероз, ишемический инсульт и глиомы путем анализа структурных и функциональных изменений мозга с замечательной точностью (Keane & Topol, 2018). Инструменты сегментации на базе ИИ помогают радиологам очерчивать границы опухолей, отслеживать прогрессирование заболевания и оценивать реакцию на лечение с большей точностью, чем традиционные методы (Ardila et al., 2019). В визуализации инсульта автоматизированные системы сортировки на основе глубокого обучения были интегрированы в рабочие процессы радиологии для выявления внутримозговых кровоизлияний, сегментации инфарктной ткани головного мозга и приоритизации случаев острого инсульта для своевременного вмешательства (McKinney et al., 2020). Эти достижения значительно улучшили диагностику инсульта, ускорив принятие решений и сократив задержки в лечении в экстренных ситуациях (Keane & Topol, 2018).

Помимо обнаружения аномалий, глубокое обучение революционизировало реконструкцию и улучшение изображений в радиологии. Низкодозированная компьютерная томография широко используется для минимизации облучения пациентов, но часто приводит к появлению шумов и низкому разрешению изображений, что влияет на качество

диагностики (McKinney et al., 2020). Алгоритмы шумоподавления и суперразрешения на основе глубокого обучения улучшают качество изображений за счет уменьшения артефактов, улучшения соотношения сигнал/шум и уточнения деталей изображения, что делает сканы с низкой дозой облучения сопоставимыми с КТ-сканами с полной дозой (Litjens et al., 2017). Аналогичным образом, в МРТ методы ускорения на основе глубокого обучения, такие как сжатое зондирование и реконструкция изображений на основе глубокого обучения, позволяют сократить время сканирования без ухудшения разрешения изображений, повышая комфорт пациентов и пропускную способность радиологических отделений (Keane & Torol, 2018). Эти инновации значительно повысили эффективность рабочего процесса и снизили стоимость сканирования, сделав визуализацию более доступной для более широкого круга пациентов (Ardila et al., 2019).

Глубокое обучение также способствовало развитию радиомики и прогнозной аналитики, где модели ИИ извлекают высокоразмерные количественные характеристики из медицинских изображений для прогнозирования прогрессирования заболеваний, реакции на лечение и исходов для пациентов (Litjens et al., 2017). Модели глубокого обучения на основе радиомики успешно применяются в онкологии, кардиологии и визуализации опорно-двигательного аппарата, позволяя радиологам принимать решения о лечении на основе данных, полученных с помощью визуальных биомаркеров (Keane & Torol, 2018). В онкологии модели глубокого обучения анализируют радиомические характеристики для оценки гетерогенности опухолей, ангиогенеза и метаболической активности, предоставляя информацию об агрессивности рака, риске метастазирования и терапевтическом ответе (Ardila et al., 2019). Эти прогностические инструменты на базе ИИ помогают онкологам разрабатывать индивидуальные стратегии лечения и оптимизировать

планирование лучевой терапии для достижения лучших клинических результатов (McKinney et al., 2020).

Автоматизация рабочих процессов — еще одна область, в которой глубокое обучение оказывает глубокое влияние на радиологию. Автоматизированные системы сортировки на основе ИИ определяют приоритетность срочных случаев, обеспечивая оперативное выделение критических результатов, таких как пневмоторакс, легочная эмболия и острые переломы, для рассмотрения радиологом (Keane & Topol, 2018). Эти решения для сортировки на основе ИИ легко интегрируются в системы архивирования и передачи изображений (PACS) и радиологические информационные системы (RIS), оптимизируя время подготовки отчетов и снижая нагрузку на радиологов (Litjens et al., 2017). Модели обработки естественного языка (NLP) на основе глубокого обучения также повышают эффективность составления радиологических отчетов за счет автоматизации структурированного отчетности, стандартизации терминологии и извлечения клинически значимой информации из отчетов в свободной форме (McKinney et al., 2020). Эти инструменты автоматизации на базе ИИ позволяют радиологам сосредоточиться на сложных случаях, требующих экспертной оценки, делегируя рутинные задачи помощникам ИИ (Ardila et al., 2019).

Несмотря на огромный потенциал, широкое внедрение глубокого обучения в радиологии сталкивается с рядом проблем. Одной из основных проблем является интерпретируемость и объяснимость моделей, поскольку алгоритмы глубокого обучения часто функционируют как модели «черного ящика» со сложными процессами принятия решений, которые не являются прозрачными (Keane & Topol, 2018). Обеспечение объяснимости,

проверяемости и воспроизводимости результатов, полученных с помощью ИИ, имеет решающее значение для завоевания доверия радиологов и регулирующих органов (McKinney et al., 2020). Кроме того, значительными проблемами остаются смещение данных и вопросы обобщаемости, поскольку модели глубокого обучения, обученные на наборах данных одного учреждения, могут не подходить для обобщения на различные группы пациентов и протоколы визуализации (Ardila et al., 2019).

В перспективе будущее глубокого обучения в медицинской визуализации в радиологии будет характеризоваться большей интеграцией с мультимодальными источниками данных, поддержкой принятия решений в реальном времени на основе ИИ и взаимодействием между ИИ и радиологами в режиме « » (Litjens et al., 2017). По мере развития глубокого обучения его синергия с радиогеномикой, цифровой патологией и персонализированной медициной революционизирует способы диагностики, мониторинга и лечения заболеваний, что в конечном итоге улучшит результаты лечения пациентов и эффективность здравоохранения во всем мире (Keane & Topol, 2018).

ИИ в диагностике рака легких

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует методы выявления рака легких за счет улучшения ранней диагностики, оценки риска и автоматизированной интерпретации изображений. Традиционные методы скрининга рака легких основаны на ручной радиологической оценке, биопсии и симптоматике пациентов, что часто приводит к задержкам в диагностике, различиям в интерпретации и пропуску рака на ранних стадиях

(Topol, 2019). Машинное обучение (ML) на основе ИИ, глубокое обучение (DL) и прогнозные модели на основе радиомики теперь позволяют автоматизировать обнаружение опухолей, стратификацию риска и поддержку принятия клинических решений в режиме реального времени, обеспечивая более высокую точность диагностики, улучшение результатов лечения пациентов и снижение уровня смертности (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в обнаружении рака легких является автоматизированный анализ медицинских изображений. Традиционный скрининг рака легких в основном опирается на рентгенографию грудной клетки (CXR) и низкодозированную компьютерную томографию (LDCT), которые требуют высококвалифицированных радиологов для ручного выявления легочных узелков и дифференциации доброкачественных и злокачественных образований (Sharma et al., 2021). Системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ, обученные на больших наборах данных с маркированными изображениями рака легких, используют сверточные нейронные сети (CNN) и классификаторы глубокого обучения для высокоточного анализа компьютерных томограмм и рентгеновских снимков грудной клетки, что позволяет снизить количество ложноотрицательных и ложноположительных результатов (Zhang , 2021). Радиомические модели на базе ИИ, которые извлекают количественные характеристики изображений, такие как текстура, форма и гетерогенность опухоли, еще больше улучшают способность различать злокачественные и доброкачественные узелки, повышая уверенность радиологов и точность диагностики (Topol, 2019).

Усовершенствованная с помощью ИИ оценка риска рака легких и его раннее выявление также революционизируют стратегии персонализированного скрининга. Традиционные

методы оценки риска основываются на возрасте, истории курения и генетической предрасположенности, что может не в полной мере отражать индивидуальные факторы риска и особенности развития опухоли (Gupta et al., 2022). Прогнозные аналитические модели на базе ИИ, интегрирующие геномные данные, факторы риска, связанные с образом жизни, и биомаркеры визуализации, позволяют давать персонализированные рекомендации по скринингу рака легких, обеспечивая своевременное диагностическое вмешательство для пациентов из группы высокого риска (Sharma et al., 2021). Мультимодальные алгоритмы стратификации риска на основе ИИ, которые объединяют историю болезни пациента, результаты тестов легочной функции и радиологические особенности, обеспечивают высокоточные прогнозы риска рака легких, облегчая проведение целевых программ скрининга и профилактических вмешательств (Zhang et al., 2021).

Модели глубокого обучения на основе ИИ для классификации и сегментации легочных узелков еще больше повышают точность диагностики и эффективность стратегий раннего вмешательства. Традиционная оценка легочных узелков основана на субъективной интерпретации радиолога, что может привести к различиям в классификации и потенциальным диагностическим ошибкам (Torol, 2019). Полностью сверточные сети (FCN) и рекуррентные нейронные сети (RNN) на базе ИИ автоматически сегментируют легочные узелки на КТ-сканах, измеряют изменения объема узелков во времени и классифицируют опухоли на основе оценок вероятности злокачественности (Gupta et al., 2022). Улучшенный с помощью ИИ трехмерный объемный анализ легочных узелков позволяет проводить раннюю диагностику () для точного отслеживания роста опухоли, что помогает принимать решения о раннем лечении и повышать выживаемость (Sharma et al., 2021).

Анализ жидкой биопсии и молекулярное профилирование на основе ИИ также преобразуют неинвазивное выявление рака легких. Традиционная диагностика рака легких требует биопсии ткани и гистопатологического исследования, которые могут быть инвазивными, дорогостоящими и сопряженными с процедурными рисками (Zhang et al., 2021). Алгоритмы биоинформатики на базе ИИ, обученные на данных секвенирования циркулирующей опухолевой ДНК (ctDNA) и РНК, анализируют геномные изменения, эпигенетические маркеры и паттерны экспрессии белков, что позволяет выявлять рак легких на ранних стадиях с помощью биомаркеров в крови (Torol, 2019). Интеграция мультиомических данных на базе ИИ, которая объединяет генетические, протеомические и метаболомные наборы данных, еще больше улучшает классификацию подтипов рака легких и выбор лечения, обеспечивая персонализированные терапевтические подходы (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованные с помощью ИИ системы поддержки клинических решений (CDS) также улучшают диагностику рака легких и планирование лечения. Традиционные рабочие процессы диагностики рака легких включают ручной анализ данных, обсуждение в междисциплинарной команде и последовательное принятие решений, что приводит к задержке начала лечения (Sharma et al., 2021). Клинические модели принятия решений на базе ИИ, интегрированные с электронными медицинскими картами (EHR) и патологическими отчетами, предоставляют рекомендации в режиме реального времени для диагностики рака легких, определения стадии заболевания и подбора индивидуальных схем лечения, что снижает клиническую нагрузку и улучшает координацию ухода за пациентами (Zhang et al., 2021). Модели прогнозирования реакции на лечение на основе ИИ, которые анализируют характеристики микроокружения опухоли и иммунный профиль пациента,

позволяют применять подходы точной онкологии, обеспечивая пациентам с раком легких наиболее эффективные целевые методы лечения (Torol, 2019).

Программы скрининга рака легких на основе искусственного интеллекта и аналитика здоровья населения способствуют дальнейшему развитию инициатив в области общественного здравоохранения, направленных на раннее выявление рака. Традиционные программы скрининга рака легких требуют значительных ресурсов и сложны в масштабировании, особенно в условиях ограниченных ресурсов и недостаточной квалификации специалистов в области радиологии (Gupta et al., 2022). Телемедицинские платформы скрининга на базе ИИ, интегрированные с облачными диагностическими моделями ИИ, позволяют проводить дистанционное выявление рака легких, автоматическую сортировку узелков и радиологические консультации в режиме реального времени, что улучшает доступность скрининга и равенство в сфере здравоохранения (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ эпидемиологические модели, которые анализируют региональные показатели заболеваемости раком легких, факторы воздействия окружающей среды и тенденции риска для населения, помогают органам здравоохранения разрабатывать целевые стратегии профилактики рака и оптимизировать распределение ресурсов здравоохранения (Zhang et al., 2021).

Несмотря на свое преобразующее влияние, обнаружение рака легких с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, включая интерпретируемость моделей, нормативную валидацию и клиническую интеграцию. Радиологические и патологические модели на базе ИИ требуют тщательной валидации на основе реальных клинических данных, чтобы гарантировать точность, объективность и обобщаемость алгоритмических прогнозов для

различных групп пациентов (Toro1, 2019). Обеспечение беспрепятственной интеграции с системами архивирования и передачи медицинских изображений (PACS), платформами поддержки принятия решений в онкологии и системами электронных медицинских карт больниц также имеет решающее значение для внедрения ИИ в диагностику рака легких (Gupta et al., 2022). Кроме того, платформы прогнозной аналитики на базе ИИ должны соответствовать нормативным стандартам, таким как одобрение FDA для программного обеспечения медицинской визуализации на базе ИИ и обработка данных пациентов в соответствии с GDPR, что обеспечивает доверие и этическое внедрение ИИ в онкологии (Sharma et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в диагностике рака легких будет связано с большей автоматизацией, интеграцией мультиомики на основе ИИ и применением высокоточных онкологических методов в режиме реального времени. Самообучающиеся диагностические модели на основе ИИ и искусственного интеллекта () будут постоянно совершенствовать алгоритмы диагностики рака легких на основе данных визуализации в режиме реального времени, геномного секвенирования и данных клинических испытаний, обеспечивая адаптивные и высокоточные решения для скрининга рака легких (Zhang et al., 2021). Платформы ранней диагностики рака на основе жидкой биопсии и дыхательной микробиогеномики, основанные на ИИ, будут способствовать развитию неинвазивной диагностики рака легких в пунктах оказания медицинской помощи, снижая необходимость в высокорискованных биопсиях (Gupta et al., 2022). Усовершенствованный с помощью ИИ анализ микроокружения опухоли в реальном времени с использованием пространственной транскриптомики и секвенирования отдельных клеток на основе ИИ позволит

оптимизировать решения о персонализированном лечении и повысить выживаемость при раке легких (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в диагностику рака легких и точную онкологию будет стимулировать беспрецедентные достижения в области ранней диагностики, индивидуализированных стратегий лечения и инициатив по профилактике рака среди всего населения, обеспечивая основанное на данных и ориентированное на пациента лечение рака легких во всем мире.

ИИ в скрининге рака молочной железы

Рак молочной железы остается одним из наиболее распространенных и опасных для жизни видов рака у женщин во всем мире, поэтому раннее выявление имеет решающее значение для повышения выживаемости и результатов лечения (Bray et al., 2018). Традиционный скрининг рака молочной железы основан на маммографии, ультразвуковом исследовании и магнитно-резонансной томографии (МРТ), при котором радиологи интерпретируют результаты визуализации для выявления злокачественных и доброкачественных образований. Однако эти методы подвержены человеческим ошибкам, межэкспертной вариабельности и ложноположительным результатам, что может привести к ненужным биопсиям, задержкам в диагностике и пропуску раковых заболеваний (Lehman et al., 2017). Искусственный интеллект (ИИ), в частности модели глубокого обучения с использованием нейронных сетей (), такие как сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN) и архитектуры на основе трансформеров, стали мощным

инструментом для повышения точности скрининга рака молочной железы, улучшения эффективности рабочих процессов и сокращения диагностических ошибок (McKinney et al., 2020).

Одним из наиболее значительных прорывов в области скрининга рака молочной железы с помощью ИИ является применение глубокого обучения в интерпретации маммограмм. Модели ИИ, обученные на крупномасштабных аннотированных наборах данных маммограмм, могут автоматически анализировать цифровые маммограммы, обнаруживать микрокальцинаты, классифицировать поражения молочной железы и различать злокачественные и доброкачественные образования (Rodriguez-Ruiz et al., 2019). Исследования показали, что системы скрининга маммографии на базе ИИ достигают точности на уровне радиологов, а некоторые модели превосходят человеческих радиологов в обнаружении рака молочной железы на ранних стадиях (McKinney et al., 2020). Эти алгоритмы ИИ не только повышают эффективность диагностики, но и помогают снизить частоту повторных обследований и ненужных биопсий, минимизируя беспокойство пациентов и затраты на здравоохранение (Sechopoulos et al., 2021).

Анализ ультразвуковых исследований молочной железы с помощью ИИ также преобразует скрининг рака, особенно у женщин с плотной тканью молочной железы, где маммография может иметь ограничения в обнаружении злокачественных новообразований. Модели глубокого обучения, обученные на автоматизированных ультразвуковых исследованиях молочной железы (ABUS) и портативных ультразвуковых сканерах, могут улучшить сегментацию, классификацию и оценку риска, повышая чувствительность обнаружения в случаях плотной ткани молочной железы (Shen et al., 2021). Интерпретация результатов

ультразвукового исследования с помощью ИИ помогает радиологам, снижая зависимость от оператора и межоператорную вариабельность, что делает скрининг рака молочной железы на основе ультразвукового исследования более надежным и доступным (Chiang et al., 2022).

Магнитно-резонансная томография (МРТ) широко используется для скрининга рака молочной железы с высоким риском, особенно у женщин с генетической предрасположенностью (например, мутации BRCA1 и BRCA2). Модели искусственного интеллекта, основанные на методе « » и обученные на данных динамической контрастной МРТ (DCE-MRI), продемонстрировали исключительную точность в определении границ опухоли, паттернов васкуляризации и кинетики контрастирования, что позволяет лучше стратифицировать риск и планировать лечение (Giger et al., 2019).. Анализ МРТ с помощью ИИ сыграл важную роль в улучшении выявления тройного отрицательного рака молочной железы (TNBC) и других агрессивных подтипов, что позволило разработать индивидуальные протоколы скрининга на основе профилей риска отдельных пациентов (Truhn et al., 2019).

Помимо интерпретации изображений, ИИ улучшает модели прогнозирования риска рака молочной железы за счет интеграции мультимодальных источников данных, включая визуализацию, генетическую информацию, гормональные профили и историю болезни пациентов. Алгоритмы машинного обучения анализируют эти сложные наборы данных для выявления закономерностей и корреляций, которые могут быть незаметны для человека, предоставляя индивидуальные оценки риска и персонализированные рекомендации по скринингу (Yala et al., 2019). Модели стратификации риска на основе ИИ позволяют

устанавливать более точные интервалы между скринингами, снижая нагрузку на систему визуализации и обеспечивая своевременное наблюдение за пациентами из группы высокого риска (Seely et al., 2020).

ИИ также играет важную роль в оптимизации рабочих процессов и поддержке принятия клинических решений в программах скрининга рака молочной железы. Автоматизированные системы сортировки на основе ИИ приоритезируют случаи с высоким риском, обеспечивая отметку подозрительных результатов для немедленного рассмотрения радиологами (Hussein et al., 2021). Кроме того, модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ улучшают структурированность радиологических отчетов, извлекая ключевые клинические данные из неструктурированных маммографических отчетов и стандартизируя интерпретации в разных учреждениях (Zhou et al., 2022). Эти усовершенствования рабочего процесса с помощью ИИ значительно снижают нагрузку на радиологов, повышают эффективность диагностики и позволяют быстрее вести пациентов (Watanabe et al., 2021).

Несмотря на значительные достижения, внедрение ИИ в скрининг рака молочной железы сталкивается с рядом проблем, в том числе с предвзятостью данных, обобщаемостью и получением разрешений регулирующих органов. Многие модели ИИ обучаются на однородных наборах данных, что может привести к снижению точности при работе с разнородными группами пациентов, особенно с недостаточно представленными этническими группами (Larrazabal et al., 2020). Для обеспечения справедливости и надежности ИИ необходимо разработать модели федеративного обучения и наладить межведомственное сотрудничество с целью повышения обобщаемости моделей (Kaissis et

al., 2020). Кроме того, объяснимость и интерпретируемость остаются критически важными проблемами, поскольку алгоритмы глубокого обучения часто функционируют как модели «черного ящика», что затрудняет радиологам понимание логики прогнозов, генерируемых ИИ (Lundervold & Lundervold, 2019).

Регуляторное одобрение и клиническая валидация необходимы для безопасной интеграции ИИ в рутинный скрининг рака молочной железы. Диагностические инструменты на основе ИИ должны пройти строгую оценку Управления по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA), Европейского агентства по лекарственным средствам (EMA) и других регулирующих органов, чтобы обеспечить соответствие стандартам безопасности, точности и этическим нормам перед широким внедрением (Benjamins et al., 2020). Кроме того, для подтверждения надежности ИИ при различных группах пациентов и с использованием различных технологий визуализации необходима клиническая валидация в реальных условиях с помощью многоцентровых испытаний и исследований на основе реальных данных (Mazurowski et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в скрининге рака молочной железы будет связано с более тесной интеграцией с прецизионной онкологией, цифровой патологией и геномикой. Радиогономика на базе ИИ позволит глубже понять молекулярные и визуальные корреляты рака молочной железы, что облегчит выбор индивидуализированного лечения и улучшит прогностические модели (Pinker et al., 2020). Мультимодальные модели на основе ИИ, сочетающие данные маммографии, МРТ и УЗИ с клиническими и генетическими факторами риска, позволят еще больше повысить точность скрининга и улучшить индивидуализированную онкологическую помощь пациентам (Garg et al., 2022). По мере

развития технологий ИИ их роль в скрининге рака молочной железы будет расширяться, предлагая более точные, эффективные и справедливые диагностические решения, которые улучшат выживаемость и качество жизни пациентов во всем мире.

ИИ в диагностике инсульта и визуализации мозга

Инсульт остается одной из ведущих причин смерти и долгосрочной инвалидности во всем мире, что требует быстрого и точного выявления для улучшения клинических результатов (Campbell et al., 2019). Ранняя диагностика и своевременное вмешательство имеют решающее значение в лечении инсульта, особенно ишемического, когда терапия по удалению тромбов, такая как тромболизис или тромбэктомия, должна быть проведена в узком терапевтическом окне (Powers et al., 2019). Однако традиционная диагностика инсульта в значительной степени основана на ручной интерпретации результатов визуализационных методов, таких как неконтрастная компьютерная томография (НКТ), компьютерная томографическая ангиография (КТА), магнитно-резонансная томография (МРТ) и диффузионно-взвешенная визуализация (ДВВ). Эти методы могут быть трудоемкими и подверженными межэкспертной вариабельности, что может привести к задержкам в начале лечения (Kass-Hout & Alhazzani, 2020). Искусственный интеллект (ИИ), в частности алгоритмы глубокого обучения и машинного обучения, преобразует методы обнаружения инсульта и анализа изображений головного мозга, повышая эффективность, точность и качество принятия решений в условиях неотложной и нейрокритической помощи (Dykstra et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в диагностике инсульта является автоматическая идентификация ишемического и геморрагического инсульта по результатам компьютерной и магнитно-резонансной томографии. Модели глубокого обучения на базе ИИ, в частности сверточные нейронные сети (CNN), продемонстрировали исключительную эффективность в обнаружении острого ишемического инсульта (AIS), внутримозгового кровоизлияния (ICH) и субарахноидального кровоизлияния (SAH) на основе данных нейровизуализации (Qiu et al., 2021). Были разработаны системы на базе ИИ, такие как Viz.ai, RapidAI и e-Stroke, для автоматической сегментации инфарктной ткани головного мозга, выявления окклюзий крупных сосудов (LVOs) и количественной оценки объема кровоизлияния, что позволяет в режиме реального времени обнаруживать инсульт и проводить автоматическую сортировку пациентов (Sheth et al., 2021). Эти инструменты на базе ИИ значительно сокращают время диагностики, обеспечивая своевременное оказание помощи пациентам с инсультом, например, внутривенную тромболизис (IVT) или механическую тромбэктомия (MT) (Bacchi et al., 2022).

ИИ также улучшает автоматическую классификацию ASPECTS (Alberta Stroke Program Early CT Score), широко используемый метод количественной оценки ранних ишемических изменений на неконтрастных компьютерных томограммах (Yeo et al., 2020). Традиционная классификация ASPECTS требует ручной оценки обученными радиологами, что может привести к субъективным различиям. Алгоритмы глубокого обучения на базе ИИ, обученные на тысячах аннотированных наборов данных визуализации инсульта, могут автоматически присваивать стандартизированные оценки ASPECTS, помогая врачам оценивать тяжесть инсульта и показания к реперфузионной терапии (Ho et al., 2021). Эти инструменты оценки ASPECTS с помощью ИИ повышают согласованность, сокращают

время интерпретации и оптимизируют принятие решений о лечении инсульта (Forkert et al., 2022).

При обнаружении окклюзий крупных сосудов (LVO) анализ КТА на основе ИИ играет решающую роль в определении местоположения тромба, стеноза сосуда и состояния коллатерального кровообращения (Matsuo et al., 2021). Алгоритмы ИИ, обученные на ангиографических наборах данных, могут автоматически обнаруживать окклюзии внутренней сонной артерии (ICA), средней мозговой артерии (MCA) и основной артерии, обеспечивая поддержку принятия решений в режиме реального времени для нейроинтервенционных команд (Pereira et al., 2021). Эта автоматизация значительно ускоряет отбор кандидатов для тромбэктомии, сокращая время от поступления пациента в отделение до начала процедуры и улучшая показатели функционального восстановления у пациентов с инсультом (Mokin et al., 2021).

ИИ также революционизирует анализ перфузионной визуализации при инсульте, где критически важно принимать решения в сжатые сроки. Методы перфузионной визуализации, такие как КТ-перфузия (КТП) и МРТ-перфузия (МРП), используются для оценки мозгового кровотока (МКТ), мозгового кровеносного объема (МКО) и среднего времени прохождения (СТП) с целью различения спасимой полутени и необратимого инфарктного ядра (Straka et al., 2019). Автоматизированные платформы анализа перфузионной визуализации на базе ИИ, такие как RapidAI и Brainomix, обеспечивают объемную оценку ишемической ткани в режиме реального времени, помогая врачам выбирать пациентов, подходящих для тромбэктомии в позднем окне или расширенной внутривенной тромболизис (Campbell et al., 2019). Эти модели перфузии на основе ИИ

особенно полезны при инсультах после пробуждения, инсультах задней циркуляции и криптогенных инсультах, когда стандартные критерии отбора для острой интервенции остаются сложными (Thomalla et al., 2020).

Помимо обнаружения острого инсульта, ИИ оказывается неоценимым в профилактике инсульта и стратификации риска. Модели прогнозной аналитики на базе ИИ, обученные на электронных медицинских картах (EHR), факторах сердечно-сосудистого риска и данных носимых датчиков, могут выявлять пациентов с высоким риском инсульта до наступления события (Jiang et al., 2022). Модели обнаружения фибрилляции предсердий (ФП), основанные на ИИ и интегрированные с анализом электрокардиограммы (ЭКГ) и носимыми мониторами сердца, позволяют раннее выявлять риски инсульта, связанные с ФП, что дает возможность проводить профилактическую антикоагулянтную терапию для предотвращения тромбоэмболических событий (Tison et al., 2018). Персонализированные калькуляторы риска инсульта на базе ИИ, учитывающие генетические, метаболические факторы и образ жизни, позволяют еще больше улучшить стратегии первичной профилактики инсульта (Rosas-Hernández et al., 2022).

Несмотря на значительные достижения, искусственный интеллект в области выявления инсульта и анализа изображений головного мозга сталкивается с рядом проблем, в том числе с предвзятостью данных, обобщаемостью моделей и клинической валидацией. Многие модели ИИ обучаются на ретроспективных наборах данных визуализации из конкретных медицинских учреждений, что может ограничить их обобщаемость на различные группы пациентов, различные протоколы визуализации и различные технологии сканирования (). Обеспечение справедливости и точности ИИ для всех расовых,

этнических и социально-экономических групп имеет решающее значение для предотвращения неравенства в диагностике и лечении инсульта (Kaissis et al., 2021). Кроме того, значительными препятствиями остаются получение разрешения регулирующих органов и клиническая валидация в реальных условиях, поскольку инструменты для обнаружения инсульта на базе ИИ должны пройти проспективные многоцентровые испытания для подтверждения безопасности, эффективности и воспроизводимости в реальных условиях (Benjamins et al., 2020).

В перспективе будущее ИИ в области обнаружения инсульта и визуализации мозга будет связано с большей интеграцией с мультимодальными источниками данных, поддержкой клинических решений на основе ИИ в режиме реального времени и федеративным обучением для глобального обучения моделей ИИ. Цифровые двойники и модели симуляции мозга на базе ИИ позволят персонализировать лечение инсульта путем моделирования динамики инсульта и реакции на лечение у конкретных пациентов (Kashyap et al., 2021). Кроме того, роботизированные платформы для реабилитации после инсульта с помощью ИИ будут предоставлять адаптивные стратегии нейрореабилитации, оптимизируя функциональное восстановление пациентов после инсульта (Charbonneau et al., 2021). По мере развития ИИ его роль в обнаружении инсульта, оптимизации лечения и профилактике будет становиться все более незаменимой, обеспечивая более быструю, точную и справедливую помощь пациентам с инсультом во всем мире.

ИИ в визуализации костно-мышечной системы

Визуализация костно-мышечной системы (КМС) играет решающую роль в диагностике заболеваний костей, суставов и мягких тканей, от переломов и дегенеративных заболеваний до опухолей и воспалительных состояний. Традиционные диагностические методы основываются на рентгенографии (рентгеновских лучах), компьютерной томографии (КТ), магнитно-резонансной томографии (МРТ) и ультразвуковом исследовании (УЗИ), которые требуют экспертной интерпретации радиологами и ортопедами. Однако эти методы подвержены межэкспертной вариабельности, высокой рабочей нагрузке и потенциальным задержкам в диагностике (Chang et al., 2020). Искусственный интеллект (ИИ), в частности алгоритмы глубокого обучения и машинного обучения, революционизирует визуализацию МСК за счет улучшения обнаружения переломов, оценки заболеваний суставов, классификации опухолей и автоматизации отчетности (Baumgartner et al., 2021). Системы на базе ИИ повышают точность диагностики, сокращают время интерпретации и обеспечивают поддержку принятия решений, что в конечном итоге оптимизирует лечение пациентов и улучшает результаты.

Одним из наиболее значимых применений ИИ в визуализации костно-мышечной системы является автоматическое обнаружение переломов на рентгеновских и компьютерных томограммах. Традиционно диагностика переломов основана на визуальной оценке радиологов и врачей скорой помощи, что может привести к пропуску переломов, особенно в сложных и малозаметных случаях (Murphy et al., 2021). Сверточные нейронные сети (CNN) на базе ИИ, обученные на крупных наборах рентгенограмм, продемонстрировали превосходную чувствительность в выявлении переломов лопаточной кости, ребер,

позвонков и таза, превосходя или дополняя интерпретацию человека (Lindsey et al., 2018). Автоматизированные системы сортировки на основе ИИ приоритезируют случаи с подтвержденными переломами, обеспечивая своевременность оказания неотложной ортопедической помощи (Thian et al., 2019). Кроме того, модели 3D-реконструкции на основе ИИ, полученные с помощью компьютерной томографии, помогают в предоперационном планировании ортопедических операций, позволяя точно визуализировать переломы и подбирать имплантаты (Kang et al., 2021).

ИИ также преобразует диагностику и лечение остеоартрита (ОА) и ревматоидного артрита (РА), двух наиболее распространенных дегенеративных заболеваний суставов. Традиционная классификация ОА и оценка РА включают полуколичественные системы оценки, которые могут быть субъективными и трудоемкими (Landi et al., 2020). Модели глубокого обучения, обученные на наборах данных МРТ и рентгеновских снимков, могут автоматически обнаруживать дегенерацию хряща, сужение суставной щели, поражения костного мозга и воспаление синовиальной оболочки (), обеспечивая объективную и воспроизводимую оценку (Tiulpin et al., 2018). Также разрабатываются модели прогнозирования риска на основе ИИ для прогнозирования прогрессирования ОА, что помогает врачам внедрять стратегии ранней профилактики и оптимизировать планы лечения с учетом индивидуальных особенностей пациентов (Hui et al., 2021).

В визуализации опухолей опорно-двигательного аппарата модели на базе ИИ улучшают дифференциацию между доброкачественными и злокачественными поражениями костей и мягких тканей. Алгоритмы глубокого обучения, обученные на наборах данных МРТ и КТ, анализируют морфологию, васкуляризацию и гетерогенность опухолей, повышая точность

диагностики и помогая в принятии решений о биопсии (Chen et al., 2022). Радиомические модели на основе ИИ извлекают высокоразмерные характеристики изображений, которые коррелируют с агрессивностью опухоли, метастатическим потенциалом и ответом на терапию, что позволяет проводить более персонализированное онкологическое лечение (Baumgartner et al., 2021). Кроме того, системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ помогают в ранней идентификации метастазов в скелете у онкологических пациентов, что способствует своевременному вмешательству и улучшению прогноза (Erdemir et al., 2021).

Ультразвуковое исследование костно-мышечной системы — еще одна область, в которой ИИ оказывает глубокое влияние. Процедуры под ультразвуковым контролем, такие как инъекции в суставы, блокада нервов и оценка состояния сухожилий, требуют точной анатомической локализации и опыта оператора. Автоматизированные модели сегментации на базе ИИ помогают врачам, выделяя сухожилия, связки и нервы в режиме реального времени, что повышает точность установки иглы и эффективность процедуры (Nwawka et al., 2020). Ультразвуковой анализ на основе ИИ также помогает в раннем выявлении патологий сухожилий, разрывов мышц и воспалительных состояний, повышая достоверность диагностики для специалистов в области спортивной медицины и реабилитации (Tagliafico et al., 2021).

Помимо диагностики, ИИ значительно улучшает планирование хирургических операций и ортопедическую робототехнику. 3D-моделирование и виртуальные хирургические симуляции на основе ИИ помогают ортопедическим хирургам планировать замену суставов, операции на позвоночнике и корректирующие остеотомии с беспрецедентной

точностью (Dall'Ara et al., 2020). Роботизированные хирургические платформы на базе ИИ, такие как Mako и ROSA, используют алгоритмы ИИ для управления процедурами артропластики тазобедренного и коленного суставов, оптимизируя позиционирование имплантатов и улучшая послеоперационные функциональные результаты (Gausden et al., 2021). Эти инновации сводят к минимуму хирургические ошибки, сокращают время восстановления и повышают удовлетворенность пациентов.

Несмотря на значительные достижения, ИИ в визуализации МСК сталкивается с рядом проблем, в том числе с предвзятостью данных, обобщаемостью моделей и получением разрешений регулирующих органов. Многие модели ИИ обучаются на наборах данных, полученных в одном учреждении, что может ограничивать их эффективность при применении к разным группам пациентов, методам визуализации и системам здравоохранения (Yamada et al., 2021). Обеспечение справедливости и надежности ИИ требует многоцентрового сотрудничества, подходов к объединенному обучению и тщательных внешних валидационных исследований (Kaissis et al., 2020). Кроме того, значительную озабоченность по-прежнему вызывают объяснимость и интерпретируемость, поскольку прогнозы, генерируемые ИИ, должны быть прозрачными и клинически интерпретируемыми для широкого применения среди радиологов и хирургов-ортопедов (Lundervold & Lundervold, 2019).

Еще одним серьезным препятствием является получение разрешения регулирующих органов. Инструменты визуализации МСК на основе ИИ должны пройти строгую оценку регулирующих органов, таких как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по

лекарственным средствам (EMA), прежде чем они будут внедрены в клиническую практику (Benjamens et al., 2020). Кроме того, модели ИИ должны соответствовать требованиям HIPAA и GDPR для обеспечения конфиденциальности данных пациентов и этичного использования ИИ (Leslie et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в визуализации опорно-двигательного аппарата будет связано с более тесной интеграцией с мультимодальными источниками данных, поддержкой принятия решений в режиме реального времени на основе ИИ и прецизионной медициной с помощью ИИ. Модели прогнозной аналитики на основе ИИ позволят планировать индивидуальное лечение с учетом генетических, биомеханических факторов и образа жизни, что улучшит профилактическую помощь при заболеваниях опорно-двигательного аппарата (Kundu et al., 2021). Цифровые двойники костно-мышечной системы на базе ИИ позволят проводить индивидуализированные симуляции терапии, оптимизируя стратегии реабилитации пациентов со спортивными травмами и заболеваниями костно-мышечной системы (Zhang et al., 2022). По мере развития ИИ его роль в автоматизированном анализе изображений костно-мышечной системы, ортопедической робототехнике и персонализированном лечении заболеваний костно-мышечной системы будет становиться все более незаменимой, повышая точность диагностики, хирургическую точность и результаты лечения пациентов.

Вызовы и этические соображения

Несмотря на значительные достижения, ИИ в радиологии не лишен проблем. К ключевым вопросам относятся:

- Алгоритмическая предвзятость — модели ИИ, обученные на однородных наборах данных, могут демонстрировать более низкую точность для недостаточно представленных групп населения, что может привести к потенциальному неравенству в здравоохранении (Obermeyer et al., 2019).
- Интерпретируемость и объяснимость — многие модели глубокого обучения работают как системы «черного ящика», что затрудняет радиологам понимание логики прогнозов, генерируемых ИИ (Samek et al., 2017).
- Нормативно-правовые вопросы — диагностические инструменты на базе ИИ требуют тщательной клинической валидации и одобрения регулирующих органов, таких как FDA и EMA, прежде чем они могут быть широко внедрены в клиническую практику (Pesapane et al., 2018).
- Конфиденциальность и безопасность данных — системы ИИ полагаются на крупномасштабные наборы медицинских изображений, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности пациентов, права собственности на данные и потенциальных киберугроз (Mazurowski et al., 2019).

Решение этих проблем потребует постоянного сотрудничества между разработчиками ИИ, радиологами, регулируемыми органами и медицинскими учреждениями для обеспечения ответственной и этичной интеграции ИИ в радиологию.

Будущее ИИ в радиологии

Ожидается, что будущее ИИ в радиологии принесет большую автоматизацию, точность и поддержку принятия решений в режиме реального времени. Среди новых инноваций на основе ИИ можно выделить следующие:

- Объяснимый ИИ (XAI) — разработка более интерпретируемых моделей ИИ, которые предоставляют прозрачные обоснования своих диагностических решений.
- Мультимодальные системы ИИ — интеграция радиологии с патологией, геномикой и клиническими данными для обеспечения комплексной оценки заболеваний (Wang et al., 2022).
- Федеративное обучение — возможность обучения моделей ИИ на децентрализованных наборах данных без ущерба для конфиденциальности пациентов, повышение безопасности данных и соблюдения нормативных требований (Sheller et al., 2020).
- Рабочие процессы в радиологии с использованием ИИ — системы ИИ, которые помогают радиологам оптимизировать рабочие процессы, расставлять приоритеты сканирования и автоматизировать создание отчетов, сокращая задержки в диагностике и улучшая качество ухода за пациентами (Langlotz, 2019).

Благодаря постоянному прогрессу в области глубокого обучения, доступности данных и нормативно-правового регулирования, ИИ в радиологии будет продолжать играть

ключевую роль в прецизионной медицине и ранней диагностике заболеваний, определяя будущее диагностической визуализации.

ИИ в патологии: автоматизированный гистопатологический анализ

Патология играет фундаментальную роль в диагностике и лечении заболеваний, особенно в онкологии, инфекционных заболеваниях и воспалительных процессах. Традиционный гистопатологический анализ включает микроскопическое исследование образцов тканей, окрашенных гематоксилином и эозином (H&E) или иммуногистохимически (ИHC), которое проводится патологами. Этот процесс является трудоемким, длительным и подверженным межэкспертной вариабельности (Madabhushi & Lee, 2016). С появлением искусственного интеллекта (ИИ), в частности алгоритмов глубокого обучения и машинного обучения, гистопатология претерпела трансформацию, что позволило автоматизировать анализ изображений, точно определять степень злокачественности опухолей и обнаруживать прогностические биомаркеры (Komura & Ishikawa, 2018). Платформы визуализации целых слайдов (WSI) на базе ИИ, сверточные нейронные сети (CNN) и инструменты цифровой патологии значительно улучшили точность диагностики, эффективность рабочего процесса и персонализированные стратегии лечения, сделав автоматизированный гистопатологический анализ неотъемлемым компонентом современной прецизионной медицины (Bulten et al., 2020).

Одним из основных применений ИИ в гистопатологии является автоматизированная диагностика и классификация рака. Модели глубокого обучения на базе ИИ, обученные на миллионах оцифрованных слайдов патологических препаратов, продемонстрировали точность на уровне радиологов в обнаружении рака молочной железы, простаты, легких, толстой кишки и других видов рака (Campanella et al., 2019). Системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ сегментируют и классифицируют области опухолей, идентифицируют митотические фигуры и оценивают ядерную атипию, предоставляя количественные гистопатологические оценки, которые дополняют экспертные знания патологов (Bulten et al., 2020). Например, модели ИИ, применяемые для классификации по шкале Глисона при раке простаты, значительно улучшили согласованность классификации опухолей, сократив расхождения между патологами и оптимизировав решения о лечении (Nagpal et al., 2019).

Помимо обнаружения рака, ИИ революционизирует идентификацию биомаркеров и иммуногистохимический анализ. Традиционная оценка ИГХ включает ручную оценку уровней экспрессии белков, что является процессом, подверженным субъективным искажениям (Echle et al., 2021). Модели глубокого обучения на базе ИИ теперь автоматизируют количественную оценку ИГХ, позволяя более точно оценивать статус гормональных рецепторов при раке молочной железы, экспрессию PD-L1 при раке легких и амплификацию HER2 при раке желудка (Achi et al., 2022). Мультиплексная иммунофлюоресценция (mIF) с помощью ИИ и цифровое пространственное профилирование еще больше улучшают анализ биомаркеров, предоставляя высокоразмерные, пространственно разрешенные сведения о микроокружении опухолей,

что открывает путь к более эффективным персонализированным методам лечения рака (Ehteshami Bejnordi et al., 2017).

ИИ также значительно улучшает автоматизацию рабочих процессов и поддержку принятия клинических решений в патологических лабораториях. Традиционные рабочие процессы гистопатологии требуют ручного разрезания тканей, окрашивания и микроскопического исследования, что приводит к значительным задержкам в диагностике, особенно в отделениях патологии с большим объемом работы (Komura & Ishikawa, 2018). Автоматизированная сегментация тканей на основе ИИ и системы контроля качества микроскопических изображений () оптимизируют подготовку слайдов, обнаруживают артефакты и выделяют диагностически значимые области, позволяя патологам сосредоточиться на наиболее клинически значимых находках (van der Laak et al., 2021). Кроме того, модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ помогают в составлении структурированных патологических отчетов, стандартизации диагностической терминологии и улучшении коммуникации между патологами и онкологами (Shaban et al., 2020).

Новой областью в гистопатологии на базе ИИ является слияние радиомики и цифровой патологии, где модели ИИ интегрируют гистопатологические, радиологические и геномные данные для прогнозирования агрессивности опухоли, реакции на лечение и рецидива заболевания (Mobadersany et al., 2018). Радиогеномика на базе ИИ связывает фенотипы визуализации с молекулярными профилями, обеспечивая более глубокое понимание биологии опухолей и направляя стратегии точной онкологии (Jain et al., 2021). Объединяя цифровую патологию с мультиомическим анализом на базе ИИ, клиницисты могут

принимать более обоснованные решения о лечении, оптимизируя результаты лечения рака (Lu et al., 2021).

Несмотря на преобразующий потенциал ИИ в патологии, остается ряд проблем, включая предвзятость данных, обобщаемость и нормативную валидацию. Многие модели ИИ обучаются на наборах данных одного учреждения, что может привести к снижению точности при работе с разнородными группами пациентов и различными протоколами окрашивания (Benjamins et al., 2020). Для устранения этих ограничений необходимо разработать модели федеративного обучения, провести внешние валидационные исследования и гармонизировать наборы данных для обучения ИИ, чтобы повысить надежность моделей в патологических лабораториях по всему миру (Campanella et al., 2019). Кроме того, объясняемость и интерпретируемость остаются критически важными вопросами, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» должны быть прозрачными и интерпретируемыми для широкого клинического применения (van der Laak et al., 2021).

Регуляторное одобрение является еще одним серьезным препятствием для внедрения решений в области гистопатологии на основе ИИ. Диагностические инструменты на основе ИИ должны пройти строгую валидацию регулирующими органами, такими как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), прежде чем они будут внедрены в клиническую практику (Achi et al., 2022). Кроме того, модели ИИ должны соответствовать HIPAA, GDPR и другим нормам конфиденциальности данных пациентов,

чтобы обеспечить безопасное и этическое внедрение ИИ в патологических лабораториях (Lu et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в патологии будет связано с более тесной интеграцией с вычислительной биологией, платформами цифровой патологии на базе ИИ и поддержкой принятия клинических решений в режиме реального времени. Пространственная транскриптомика на базе ИИ, молекулярная классификация на основе глубокого обучения и цифровые модели-близнецы в патологии будут еще больше улучшать характеристику опухолей и выбор методов лечения (Jain et al., 2021). Кроме того, достижения в области автоматизированной гистопатологической робототехники и патологических рабочих процессов на базе ИИ будут продолжать повышать эффективность диагностики, снижать рабочую нагрузку и ускорять внедрение подходов персонализированной медицины (Komura & Ishikawa, 2018). По мере развития технологий ИИ они будут играть все более важную роль в продвижении точной патологии, оптимизации диагностики рака и улучшении результатов лечения пациентов во всем мире.

ИИ в лабораторной медицине: поддержка принятия клинических решений

Лабораторная медицина является основой современного здравоохранения, предоставляя важную диагностическую информацию, которая служит основой для принятия клинических решений, лечения заболеваний и терапевтических вмешательств. Традиционно лабораторная диагностика опирается на ручную интерпретацию результатов

тестов, статистический анализ на основе пороговых значений и опыт врачей для выявления аномальных значений и обнаружения паттернов заболеваний (). Однако с ростом сложности многопараметрических лабораторных данных, открытием биомаркеров и развитием персонализированной медицины традиционные подходы все чаще сталкиваются с проблемами перегрузки данными, диагностической неопределенности и неэффективности рабочих процессов (Topol, 2019). Искусственный интеллект (ИИ), в частности алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), революционизирует лабораторную медицину, улучшая поддержку клинических решений (CDS), автоматизируя интерпретацию результатов и оптимизируя точность диагностики (Strain et al., 2021). Системы CDS на базе ИИ в лабораторной медицине улучшают выявление заболеваний, сокращают количество диагностических ошибок и способствуют внедрению подходов точной медицины, преобразуя оказание медицинской помощи и результаты лечения пациентов.

Одним из наиболее значимых применений ИИ в лабораторной медицине является автоматизированная интерпретация результатов тестов и обнаружение аномалий. Модели ИИ, обученные на крупномасштабных лабораторных наборах данных, анализируют результаты биохимических, гематологических, микробиологических и иммунологических тестов, выявляя незначительные отклонения и сложные корреляции, которые могут быть упущены традиционными методами, основанными на правилах (Lippi et al., 2020). Например, алгоритмы на базе ИИ могут обнаруживать ранние признаки сепсиса, распознавая динамические тенденции биомаркеров (например, прокальцитонин, С-реактивный белок и уровень лактата) до появления клинических симптомов, что позволяет проводить раннее вмешательство и снижать смертность (Seymour et al., 2019).

Аналогичным образом, модели на базе ИИ успешно применяются для автоматической классификации анемии, различая железодефицитную анемию, талассемию и гемолитическую анемию на основе полного анализа крови (CBC) и показателей эритроцитов, что повышает эффективность диагностики в гематологии (Yang et al., 2021).

ИИ также преобразует клиническую химию и эндокринологию, улучшая модели обнаружения биомаркеров и прогнозирования заболеваний. Алгоритмы машинного обучения, обученные на основе продольных лабораторных записей пациентов, могут с высокой точностью предсказывать начало хронических заболеваний, метаболические нарушения и гормональный дисбаланс () (Kansagara et al., 2021). Модели прогнозирования риска диабета на основе ИИ интегрируют данные о глюкозе натощак, гемоглобине A1c, маркерах инсулинорезистентности и генетической предрасположенности для выявления лиц с высоким риском до проявления явных симптомов заболевания, что позволяет проводить индивидуальные корректировки образа жизни и принимать профилактические меры (Weng et al., 2019). При тестировании функции щитовидной железы системы поддержки принятия решений на базе ИИ анализируют уровни тиреотропного гормона (ТТГ), свободного тироксина (FT4) и свободного трийодтиронина (FT3) для улучшения классификации заболеваний щитовидной железы, сокращая необходимость в ненужных процедурах визуализации и биопсии (Liu et al., 2020).

Микробиология и диагностика инфекционных заболеваний на основе ИИ значительно улучшают идентификацию патогенов, прогнозирование антимикробной резистентности и наблюдение за вспышками заболеваний. Традиционные микробиологические методы требуют идентификации на основе культивирования, ручного подсчета колоний и

тестирования на чувствительность к антибиотикам, что может быть трудоемким и подверженным субъективным колебаниям (Rodriguez et al., 2021). Автоматизированные системы культивирования крови на базе ИИ, классификация по окраске по Граму с использованием глубокого обучения и алгоритмы молекулярной диагностики ускоряют программы выявления патогенов и рационального использования антибиотиков, оптимизируя назначение антимикробных препаратов и сокращая количество внутрибольничных инфекций (Zhou et al., 2022). Секвенирование метагенома с помощью ИИ еще больше улучшает диагностику инфекционных заболеваний за счет выявления новых патогенов и моделей микробиального дисбаланса, связанных с возникающими инфекционными заболеваниями (Arango-Argoty et al., 2021).

Гематопатология и проточная цитометрия также извлекли выгоду из систем CDS на базе ИИ. Модели глубокого обучения на базе ИИ, обученные на мазках периферической крови и аспиратах костного мозга, могут с высокой точностью классифицировать лейкозы, лимфомы и миелодиспластические синдромы (МДС), улучшая раннюю диагностику рака и прогнозирование (Nguyen et al., 2021). Улучшенная с помощью ИИ интерпретация результатов проточной цитометрии помогает в автоматизированном гейтинге и иммунофенотипировании, выявлении аномальных субпопуляций лейкоцитов (), связанных с гематологическими злокачественными новообразованиями и иммунными нарушениями, сокращая количество ручных ошибок и улучшая стандартизацию диагностики (Harris et al., 2020).

Помимо диагностики, ИИ революционизирует автоматизацию лабораторных работ и оптимизацию клинических рабочих процессов. Лабораторные информационные системы

(LIS) и промежуточные платформы на базе ИИ интегрируют лабораторные данные из различных источников, электронные медицинские карты (EHR) и алгоритмы поддержки принятия клинических решений, обеспечивая эффективную проверку результатов, выделение критических находок и автоматизированные рекомендации по назначению тестов (Strain et al., 2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ также используется в управлении лабораториями больниц, прогнозировании спроса на тесты, оптимизации цепочек поставок реагентов и предотвращении задержек в лабораторных работах, повышая операционную эффективность и рентабельность (Miller et al., 2022).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, CDS на базе ИИ в лабораторной медицине сталкивается с проблемами, связанными с неоднородностью данных, интерпретируемостью моделей и получением разрешений регулирующих органов. Лабораторные данные являются чрезвычайно сложными, многомерными и зависящими от конкретного учреждения, что требует стандартизации данных и объединенных моделей обучения для обеспечения обобщаемости ИИ в различных условиях здравоохранения (Kaissis et al., 2021). Кроме того, алгоритмы ИИ должны быть прозрачными и интерпретируемыми, чтобы врачи могли понимать и проверять рекомендации, сгенерированные ИИ, перед их интеграцией в решения по лечению пациентов (Topol, 2019). Регуляторное одобрение остается одной из основных проблем, поскольку диагностические системы на базе ИИ должны проходить строгую валидацию такими агентствами, как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), чтобы обеспечить клиническую безопасность, точность и соответствие международным диагностическим стандартам (Benjamens et al., 2020).

В перспективе ИИ в лабораторной медицине будет продолжать развиваться, интегрируя мультиомические данные, анализ жидкой биопсии и персонализированную диагностику. Цифровые модели слияния патологии и лабораторных исследований на базе ИИ улучшат диагностику рака, связывая гистопатологические данные с молекулярными биомаркерами, что облегчит применение подходов точной онкологии (Nguyen et al., 2021). Прогнозные модели заболеваний на основе ИИ будут играть ключевую роль в раннем выявлении заболеваний, индивидуальной оценке рисков и динамическом мониторинге лечения, переводив лабораторную медицину к более проактивной, основанной на данных парадигме (Strain et al., 2021). По мере развития технологий ИИ их роль в поддержке клинических решений, автоматизации лабораторных работ и персонализированном здравоохранении будет становиться все более незаменимой, обеспечивая более точное, своевременное и эффективное оказание медицинской помощи пациентам во всем мире.

Роль ИИ в интерпретации лабораторных данных

Лабораторные данные играют основополагающую роль в диагностике заболеваний, мониторинге лечения и принятии клинических решений. С ростом сложности лабораторных исследований, включая гематологию, биохимию, иммунологию, микробиологию и молекулярную диагностику, интерпретация крупномасштабных лабораторных наборов данных стала серьезной проблемой для медицинских работников (Lipri et al., 2020). Традиционные подходы к интерпретации лабораторных данных основаны на ручном анализе, принятии решений на основе статистических пороговых значений и алгоритмах, основанных на правилах, что может привести к диагностической

вариабельности, ложным срабатываниям и задержкам в принятии решений (Torol, 2019). Искусственный интеллект (ИИ), в частности алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), революционизирует интерпретацию лабораторных данных, выявляя сложные закономерности, обнаруживая аномалии, интегрируя данные из нескольких источников и предоставляя поддержку в принятии клинических решений (CDS) (Strain et al., 2021). Лабораторный анализ на базе ИИ с использованием технологии « » повышает точность диагностики, эффективность рабочих процессов и позволяет применять подходы персонализированной медицины, что делает его важным достижением в современном здравоохранении.

Одним из наиболее влиятельных применений ИИ в лабораторной медицине является автоматизированная интерпретация результатов и обнаружение аномалий. Модели ИИ, обученные на продольных лабораторных наборах данных, могут распознавать скрытые тенденции и незначительные отклонения, которые могут указывать на раннее развитие заболевания до появления явных клинических симптомов (Seymour et al., 2019). Например, модели обнаружения аномалий на основе ИИ успешно применяются для прогнозирования сепсиса, где алгоритмы анализируют прокальцитонин (PCT), лактат, количество лейкоцитов (WBC) и маркеры воспаления для выявления пациентов с риском тяжелой инфекции и органной недостаточности (Shashikumar et al., 2021). Аналогичным образом, модели гематологии на базе ИИ продемонстрировали высокую точность в классификации подтипов анемии, различая железодефицитную анемию и талассемию на основе показателей эритроцитов и количества ретикулоцитов (Yang et al., 2021). Эти интерпретации с помощью ИИ снижают диагностическую неопределенность, минимизируют ручные ошибки и улучшают раннее выявление заболеваний.

ИИ также преобразует диагностику биохимических и метаболических нарушений, где алгоритмы машинного обучения анализируют тесты функции печени, почечные профили и липидные панели для выявления хронической болезни почек (ХБП), цирроза печени и метаболического синдрома с высокой точностью прогнозирования (Zhou et al., 2022). Модели на основе ИИ интегрируют несколько лабораторных параметров, таких как скорость клубочковой фильтрации (eGFR), креатинин, мочевина и уровень альбумина, для классификации стадий ХБП, улучшая стратификацию риска и планирование лечения (Cheng et al., 2021). В контексте лечения диабета системы поддержки принятия решений на основе ИИ анализируют HbA1c, уровень глюкозы натощак, маркеры инсулинорезистентности и данные непрерывного мониторинга глюкозы (CGM) для прогнозирования гипергликемических или гипогликемических событий, что позволяет индивидуально корректировать терапию (Weng et al., 2019).

В микробиологии и диагностике инфекционных заболеваний ИИ революционизирует идентификацию патогенов, прогнозирование антимикробной резистентности (AMP) и наблюдение за вспышками заболеваний. Традиционные методы культивирования микроорганизмов и тестирования чувствительности к антибиотикам являются трудоемкими и требуют много времени, что часто задерживает начало оптимальной антимикробной терапии (Rodriguez et al., 2021). Автоматизированная классификация по окраске по Граму с помощью ИИ, идентификация микроорганизмов с помощью масс-спектрометрии (MALDI-TOF MS) и обнаружение патогенов на основе геномного секвенирования значительно повысили скорость и точность диагностики (Arango-Argoty et al., 2021). Прогнозные модели на основе ИИ также могут предсказывать модели антимикробной резистентности, помогая врачам выбирать наиболее эффективные схемы

антибиотикотерапии, тем самым сокращая распространение многолекарственно-устойчивых микроорганизмов (MDRO) и оптимизируя программы рационального использования антимикробных препаратов (Zhou et al., 2022).

ИИ также улучшает использование лабораторных тестов и принятие решений, рекомендуя клинически значимые последующие тесты на основе первоначальных лабораторных результатов. Системы оптимизации заказов тестов на основе ИИ анализируют данные электронных медицинских карт (EHR), историю болезни пациента и лабораторные тенденции, чтобы предложить необходимые или избыточные тесты, сводя к минимуму ненужные лабораторные заказы и расходы на здравоохранение (Miller et al., 2022). Системы сортировки пациентов в клинических лабораториях на основе ИИ также могут определять приоритетность неотложных случаев, отмечая критические лабораторные показатели, такие как гиперкалиемия, тяжелая анемия или острая печеночная недостаточность, обеспечивая немедленную медицинскую помощь пациентам из группы высокого риска (Nguyen et al., 2021).

Роль ИИ в геномике и молекулярной диагностике — еще одна быстро развивающаяся область. Алгоритмы интерпретации данных секвенирования нового поколения (NGS) на основе ИИ анализируют геномные варианты, транскриптомные данные и эпигенетические маркеры для выявления наследственных заболеваний, раковых мутаций и фармакогеномных вариаций (Cheng et al., 2021). Модели классификации вариантов на основе ИИ помогают молекулярным патологам различать доброкачественные, вероятно патогенные и патогенные генетические варианты (), повышая точность диагностики в генетическом тестировании и прецизионной медицине (Lu et al., 2021). Анализ жидкой

биопсии на основе ИИ, который обнаруживает циркулирующую опухолевую ДНК (ctDNA), микроРНК и экзосомальные биомаркеры, способствует развитию неинвазивной диагностики рака и мониторинга реакции на лечение в онкологии (Mobadersany et al., 2018).

Несмотря на свои достижения, ИИ в интерпретации лабораторных данных сталкивается с проблемами, связанными со стандартизацией данных, объяснимостью моделей и получением разрешений регулирующих органов. Лабораторные данные разных медицинских учреждений часто не имеют единых референтных диапазонов тестов, форматов отчетности и методов обработки образцов, что требует гармонизации данных и стандартизированных наборов данных для обучения ИИ с целью обеспечения обобщаемости моделей (Kaissis et al., 2021). Кроме того, прозрачность принятия решений ИИ имеет важное значение для внедрения в клиническую практику, поскольку врачи должны понимать и проверять рекомендации, сгенерированные ИИ, прежде чем интегрировать их в повседневную практику (Topol, 2019). Регуляторное одобрение остается серьезным препятствием, поскольку диагностические модели на основе ИИ должны соответствовать требованиям FDA, EMA и международным нормам по медицинским устройствам, чтобы обеспечить клиническую безопасность, точность и соблюдение законов о конфиденциальности данных пациентов (Benjamens et al., 2020).

В перспективе роль ИИ в интерпретации лабораторных данных будет продолжать расширяться, интегрируя мультимодальные источники данных, системы поддержки принятия решений на основе ИИ и прогнозную аналитику в реальном времени. Основанные на ИИ модели слияния цифровой патологии и лабораторных исследований обеспечат комплексное профилирование заболеваний, связывая гистопатологические и молекулярные

данные с биохимическими и гематологическими параметрами, что облегчит точную диагностику (Nguyen et al., 2021). Цифровые модели-двойники на основе ИИ будут моделировать индивидуальные траектории заболеваний, позволяя проактивно корректировать лечение на основе лабораторных результатов в режиме реального времени (Cheng et al., 2021). По мере развития технологий ИИ в области искусственного интеллекта (), их интеграция в лабораторную медицину повысит точность диагностики, оптимизирует клинические рабочие процессы и, в конечном итоге, улучшит результаты лечения пациентов во всем мире.

ИИ в микробиологии: идентификация патогенов и мониторинг антимикробной резистентности

Микробиология играет важную роль в диагностике инфекционных заболеваний, наблюдении за вспышками заболеваний и мониторинге антимикробной резистентности (АМР). Традиционная микробиологическая диагностика основана на культуральных методах, микроскопии, биохимических анализах и молекулярных методах, которые, хотя и эффективны, но часто требуют много времени, трудоемки и подвержены человеческим ошибкам (Rodriguez et al., 2021). С ростом числа многолекарственно-устойчивых (МЛУ) патогенов и появлением новых инфекционных заболеваний быстрое и точное выявление бактериальных, вирусных, грибковых и паразитарных инфекций становится как никогда важным (Arango-Argoty et al., 2021). Искусственный интеллект (ИИ), в частности алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), произвел революцию в микробиологии, улучшив идентификацию патогенов, оптимизировав управление

антимикробными препаратами и прогнозирование моделей резистентности, что значительно улучшило клиническое принятие решений и стратегии контроля инфекций (Zhou et al., 2022).

Одним из наиболее революционных применений ИИ в микробиологии является автоматическая идентификация патогенов с помощью моделей глубокого обучения. Традиционные методы, такие как окрашивание по Граму, культивирование бактерий и биохимические тесты, требуют ручной интерпретации обученными микробиологами, что приводит к межэкспертной вариабельности и задержкам в диагностике (Hiergeist et al., 2020). Компьютерные модели на базе ИИ продемонстрировали превосходную точность в классификации окрашивания по Граму, различая грамположительные и грамотрицательные бактерии () и идентифицируя морфологические характеристики бактерий с высокой чувствительностью и специфичностью (Winn et al., 2021). Кроме того, основанная на ИИ масс-спектрометрическая идентификация микроорганизмов, такая как масс-спектрометрия с матрично-ассистированной лазерной десорбцией/ионизацией и временным разрешением (MALDI-TOF), повысила скорость и точность обнаружения патогенов за счет анализа уникальных белковых спектров бактериальных и грибковых видов (Rodriguez et al., 2021).

ИИ также значительно улучшает молекулярную микробиологию и идентификацию патогенов на основе геномного секвенирования. Секвенирование нового поколения (NGS) и метагеномное секвенирование позволяют проводить комплексный анализ геномов микроорганизмов, но ручные биоинформатические процессы сложны и требуют значительных вычислительных знаний (Arango-Argoty et al., 2021). Биоинформатические алгоритмы на основе ИИ автоматизируют анализ геномов патогенов, обнаруживая факторы

вирулентности, гены устойчивости к антибиотикам и вариации штаммов в режиме реального времени, что ускоряет обнаружение вспышек заболеваний и эпидемиологическое отслеживание (Liu et al., 2022). Метагеномное секвенирование на основе ИИ оказалось особенно ценным для выявления новых вирусных патогенов, таких как SARS-CoV-2 и возникающие зоонозные вирусы, путем анализа геномных сигнатур и взаимодействий между хозяином и патогеном (Chen et al., 2021).

Помимо идентификации патогенов, ИИ играет важную роль в мониторинге антимикробной резистентности (AMP) и рациональном использовании антибиотиков. Рост числа лекарственно-устойчивых инфекций, таких как карбапенеморезистентные энтеробактерии (CRE), метициллинрезистентный золотистый стафилококк (MRSA) и бактерии, продуцирующие бета-лактамазы расширенного спектра действия (ESBL), стал серьезной угрозой для общественного здоровья (Zhou et al., 2022). Прогнозные модели на базе ИИ анализируют антибиограммы, данные о микробиоме пациентов и электронные медицинские карты (EHR) для прогнозирования тенденций AMP, что позволяет своевременно принимать меры по управлению AMP () и оптимизировать выбор антибиотиков (Hiergeist et al., 2020). Алгоритмы глубокого обучения, обученные на межведомственных наборах данных по AMP, могут предсказывать механизмы антибиотикорезистентности на основе полных геномных последовательностей бактерий и фенотипических паттернов резистентности, повышая точность назначения антимикробных препаратов (Arango-Argoty et al., 2021).

ИИ также улучшает автоматизированное тестирование чувствительности к антимикробным препаратам (AST), где модели машинного обучения оценивают паттерны роста бактерий,

диаметры зон в дисковых диффузионных тестах и микроразведения для определения минимальных ингибирующих концентраций (МИК) для различных антибиотиков (Rodriguez et al., 2021). Автоматизация AST на основе ИИ сокращает время получения результатов тестирования на чувствительность, обеспечивая более быстрое назначение пациентам эффективной антибиотикотерапии, особенно в случаях тяжелого сепсиса, пневмонии и инфекций кровотока (Winn et al., 2021).

Помимо лабораторной диагностики, ИИ играет важную роль в общественном здравоохранении и эпидемиологическом надзоре за инфекционными заболеваниями. Модели прогнозной аналитики на основе ИИ объединяют данные микробиологических тестов, глобальные эпидемиологические отчеты и данные экологического мониторинга для прогнозирования вспышек инфекционных заболеваний и тенденций АМР (Chen et al., 2021). Системы обнаружения вспышек заболеваний в режиме реального времени на базе ИИ, такие как те, которые использовались во время пандемии COVID-19, анализируют социальные сети, данные о поездках и госпитализациях для прогнозирования распространения инфекционных заболеваний, что позволяет своевременно принимать меры по сдерживанию и распределению ресурсов (Hiergeist et al., 2020).

Несмотря на эти значительные достижения, микробиология на базе ИИ сталкивается с рядом проблем, включая стандартизацию данных, обобщаемость моделей и получение разрешений регулирующих органов. Многие модели ИИ обучаются на наборах данных, специфичных для конкретных учреждений, что ограничивает их способность к обобщению для разных географических регионов, штаммов бактерий и платформ секвенирования (Zhou et al., 2022). Обеспечение совместимости инструментов микробиологии на базе ИИ в

лабораториях по всему миру требует стандартизированных эталонных наборов данных (), гармонизированных форматов отчетности и федеративных моделей обучения для повышения надежности и справедливости ИИ (Arango-Argoty et al., 2021).

Регуляторное одобрение и клиническая валидация также являются ключевыми препятствиями. Микробиологические инструменты на основе ИИ должны пройти строгую валидацию регулирующими органами, такими как FDA, EMA и WHO, чтобы обеспечить клиническую точность, воспроизводимость и соответствие международным лабораторным стандартам (Liu et al., 2022). Кроме того, по-прежнему остаются критически важными объясняемость и прозрачность, поскольку прогнозы АМР, сгенерированные ИИ, и результаты микробиологических тестов должны быть понятны клиницистам и микробиологам, прежде чем они будут интегрированы в рутинную диагностику (Chen et al., 2021).

В перспективе ИИ в микробиологии будет продолжать развиваться за счет более тесной интеграции с цифровой патологией, поддержкой принятия клинических решений в режиме реального времени и открытием новых антимикробных препаратов на основе ИИ. Вычислительный анализ микробиома на основе ИИ позволит исследователям изучать взаимодействие между хозяином и микробами, идентифицировать микробиальные биомаркеры заболеваний и разрабатывать новые пробиотики и терапии, направленные на микробиом (Winn et al., 2021). Прогнозирование антибиотиков на основе ИИ ускорит открытие новых антимикробных соединений, что позволит решить глобальную проблему антибиотикорезистентности (Rodriguez et al., 2021). По мере развития технологий ИИ их роль в идентификации патогенов, мониторинге АМР и прогнозировании вспышек

заболеваний будет становиться все более незаменимой, преобразуя управление инфекционными заболеваниями и глобальную безопасность здоровья.

ИИ в прогнозной диагностике и раннем выявлении заболеваний

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует лабораторную медицину, позволяя проводить прогнозирующую диагностику и раннее выявление заболеваний, что значительно улучшает результаты лечения пациентов за счет своевременного принятия мер по устранению угроз здоровью () и применения персонала Традиционные диагностические подходы опираются на биохимические маркеры, визуализацию и статистические пороговые значения для выявления заболеваний после появления симптомов. Однако эти методы часто не позволяют выявить субклинические стадии заболевания, что задерживает раннее вмешательство. ИИ, в частности алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), может анализировать огромные объемы исторических и оперативных лабораторных данных, распознавая скрытые закономерности, факторы риска и динамику заболевания задолго до того, как традиционные методы диагностики обнаружат аномалии (Topol, 2019). Благодаря интеграции данных из различных источников, включая электронные медицинские карты (EHR), генетические профили и панели биомаркеров, прогнозные модели на базе ИИ повышают точность диагностики и стратификацию рисков, что в конечном итоге способствует развитию профилактической медицины и индивидуализации лечения пациентов (Strain et al., 2021).

Одним из наиболее значительных вкладов ИИ в прогнозирующую диагностику является его способность прогнозировать начало и прогрессирование заболеваний с помощью продольных лабораторных данных. Модели ИИ, обученные на многопараметрических лабораторных тестах, включая гематологические, биохимические, иммунологические и молекулярные анализы, могут предсказывать развитие хронических заболеваний, таких как диабет, сердечно-сосудистые заболевания, заболевания почек и нейродегенеративные состояния (Weng et al., 2019). При прогнозировании риска развития диабета модели на базе ИИ интегрируют уровни HbA1c, глюкозы натощак, маркеры инсулинорезистентности и факторы образа жизни, чтобы выявить лиц, подверженных риску развития диабета 2 типа за несколько лет до клинического диагноза, что позволяет своевременно принять диетологические и фармакологические меры (Lippi et al., 2020). Аналогичным образом, при выявлении сердечно-сосудистых заболеваний алгоритмы на базе ИИ анализируют липидный профиль, маркеры воспаления и сердечные ферменты для прогнозирования вероятности острого коронарного синдрома, сердечной недостаточности и фибрилляции предсердий, что позволяет разработать целевые профилактические стратегии (Cheng et al., 2021).

ИИ также улучшает раннюю диагностику заболеваний почек и метаболических нарушений путем анализа скорости клубочковой фильтрации (eGFR), креатинина в сыворотке крови, соотношения альбумина и креатинина в моче и электролитного дисбаланса. Прогностические модели выявляют хроническую болезнь почек (ХБП) на ранней стадии, до значительного снижения почечной функции, что позволяет нефрологам принимать меры по защите почек и замедлить прогрессирование заболевания (Kansagara et al., 2021).. Метаболический профилирование на основе ИИ еще больше улучшает раннюю

диагностику неалкогольной жировой болезни печени (НАЖБП), гиперлипидемии и эндокринных нарушений, помогая врачам адаптировать изменения образа жизни и терапевтические вмешательства для пациентов с высоким риском (Zhou et al., 2022).

Помимо прогнозирования хронических заболеваний, ИИ революционизирует раннюю диагностику рака за счет интеграции жидкой биопсии, генетических биомаркеров и протеомных сигнатур. Традиционная диагностика рака основана на гистопатологическом исследовании, визуализации и пороговых значениях биомаркеров, что часто приводит к выявлению злокачественных новообразований на поздних стадиях. Прогнозные модели на основе ИИ, обученные на циркулирующей ДНК опухоли (ctDNA), профилях микроРНК и опухолевых антигенах, могут выявлять рак на ранних стадиях с высокой специфичностью, что позволяет проводить минимально инвазивный скрининг рака легких, молочной железы, толстой кишки и простаты (Nguyen et al., 2021). При выявлении рака молочной железы инструменты оценки риска на базе ИИ анализируют плотность молочной железы по данным маммографии, статус гормональных рецепторов и генетические мутации, такие как BRCA1/2, для стратификации пациенток на группы низкого и высокого риска, что позволяет определить профилактические меры (Mobadersany et al., 2018). Аналогичным образом, скрининг колоректального рака с помощью ИИ объединяет результаты иммунохимического анализа кала (FIT), биомаркеры сыворотки и генетические факторы риска, улучшая показатели раннего выявления и снижая необходимость инвазивных колоноскопий (Chen et al., 2021).

Роль ИИ в прогнозировании инфекционных заболеваний и наблюдении за вспышками заболеваний также расширяется, особенно в эпоху появления новых пандемий и

антимикробной резистентности (АМР). Модели на базе ИИ анализируют результаты микробиологических тестов, модели чувствительности к антимикробным препаратам и эпидемиологические данные для прогнозирования вспышек инфекций и тенденций резистентности, что позволяет органам общественного здравоохранения принимать проактивные меры по сдерживанию заболеваний (Rodriguez et al., 2021). Основанный на ИИ мониторинг в реальном времени С-реактивного белка (СРБ), прокальцитонина и дифференциального анализа лейкоцитов улучшает раннее выявление сепсиса, позволяя своевременно назначать антибиотики и снижать смертность в отделениях интенсивной терапии (Seymour et al., 2019). Кроме того, инструменты геномного надзора на базе ИИ анализируют данные секвенирования патогенов для отслеживания вирусных мутаций, выявления новых инфекционных агентов и разработки вакцин, играя важную роль в обеспечении глобальной безопасности здравоохранения (Liu et al., 2022).

В гематологии ИИ улучшает раннее выявление гематологических злокачественных новообразований и заболеваний крови путем анализа показателей общего анализа крови (ОАК), мазков периферической крови и данных проточной цитометрии. Классификационные модели на базе ИИ различают доброкачественные и злокачественные гематологические состояния, помогая в раннем выявлении острой лейкемии, миелодиспластических синдромов и множественной миеломы (Harris et al., 2020). Интерпретация результатов биопсии костного мозга с помощью ИИ еще больше улучшает раннее выявление лейкоза и лимфомы, предоставляя патологам количественную оценку бластных клеток, аномальных популяций лимфоцитов и инфильтрации плазматических клеток (Nguyen et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, прогнозная диагностика на основе ИИ сталкивается с проблемами, связанными со стандартизацией данных, предвзятостью и клинической валидацией. Наборы лабораторных данных значительно различаются в зависимости от учреждений, демографических характеристик населения и методологии тестирования, что требует гармонизации наборов данных для обучения ИИ с целью повышения обобщаемости (Kaissis et al., 2021). Кроме того, модели ИИ должны учитывать алгоритмические предвзятости, обеспечивая точность прогнозной аналитики для различных этнических, гендерных и социально-экономических групп (Topol, 2019). Регуляторное одобрение остается значительным барьером, поскольку диагностические модели на базе ИИ должны пройти строгую валидацию Управлением по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейским агентством по лекарственным средствам (EMA) перед широким внедрением в клиническую практику (Benjamens et al., 2020).

В перспективе роль ИИ в прогнозной диагностике будет продолжать развиваться за счет более тесной интеграции с носимыми биосенсорами, мультиомическими данными и платформами поддержки принятия решений на основе ИИ. Системы непрерывного мониторинга здоровья на базе ИИ, такие как умные часы и имплантируемые датчики, будут предоставлять физиологические данные в режиме реального времени об уровне глюкозы, сердечном ритме и маркерах воспаления, что позволит проводить проактивное лечение заболеваний (Weng et al., 2019). Подходы к персонализированной медицине на основе ИИ позволят врачам подбирать лечение с учетом индивидуального генетического риска, метаболических особенностей и иммунного профиля, оптимизируя терапевтические стратегии для лечения сложных заболеваний (Nguyen et al., 2021). По мере развития

технологий ИИ их интеграция в лабораторную медицину, профилактическое здравоохранение и точную диагностику станет все более незаменимой, преобразуя систему оказания медицинской помощи и улучшая долгосрочные результаты лечения пациентов во всем мире.

ИИ в автоматизации лабораторных рабочих процессов и контроле качества

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует лабораторную медицину, автоматизируя рабочие процессы, повышая эффективность и улучшая контроль качества (КК). Традиционные лабораторные процессы основаны на ручной обработке образцов, интерпретации результатов, зависящей от человека, и статистических методах КК, что может приводить к задержкам в обработке, человеческим ошибкам и несоответствиям в точности диагностики (Lippi et al., 2020). По мере роста спроса на высокопроизводительную и точную диагностику, автоматизированные системы на базе ИИ (), роботизированная обработка образцов и обеспечение качества на основе машинного обучения революционизируют лабораторную медицину, оптимизируя операционную эффективность, минимизируя изменчивость и повышая безопасность пациентов (Miller et al., 2022). Автоматизация рабочих процессов на базе ИИ и механизмы контроля качества позволяют лабораториям справляться с большими объемами тестирования, соблюдая при этом международные стандарты аккредитации, такие как стандарты, установленные Поправками к Закону о совершенствовании клинических лабораторий (CLIA), Международной организацией по стандартизации (ISO 15189) и Колледжем американских патологов (CAP) (Plebani, 2021).

Автоматизация рабочих процессов в лабораториях с помощью ИИ улучшает весь процесс диагностики, от сбора и обработки образцов до интерпретации результатов и составления отчетов. Роботизированные системы обработки образцов на базе ИИ оптимизируют сортировку, штрих-кодирование, центрифугирование и аликвотирование образцов, снижая риск загрязнения, ошибочной идентификации образцов и задержек, вызванных человеческим фактором (Nguyen et al., 2021). Прогнозирующие алгоритмы на основе машинного обучения (ML) оптимизируют маршрутизацию образцов в зависимости от срочности теста, пропускной способности лаборатории и клинической значимости, обеспечивая приоритетную обработку критически важных образцов (например, маркеров сепсиса, сердечных ферментов и ПЦР-тестов на COVID-19) (Miller et al., 2022). Автоматизированные системы заказа тестов на базе ИИ интегрируют электронные медицинские карты (EHR) и платформы поддержки клинических решений (CDS), рекомендуя соответствующие последующие тесты на основе первоначальных результатов, тем самым сокращая избыточные тесты и расходы на здравоохранение (Topol, 2019).

Контроль качества (КК) является фундаментальным аспектом лабораторной медицины, обеспечивающим точность, воспроизводимость и стандартизацию результатов анализов. Традиционные методы КК основываются на статистическом контроле процессов (SPC), диаграммах Леви-Дженнинга и правилах Вестгарда, которые требуют ручной проверки и периодической калибровки для выявления систематических ошибок и отклонений в анализах (Lippi et al., 2020). Алгоритмы КК на базе ИИ улучшают обнаружение ошибок и мониторинг производительности за счет анализа исторических данных контроля качества, тенденций калибровки приборов и вариаций партий реагентов, что позволяет предсказывать потенциальные сбои в анализах до того, как они повлияют на результаты

пациентов (Plebani, 2021). Модели прогнозного технического обслуживания на базе ИИ выявляют отклонения в работе приборов, деградацию реагентов и неисправности датчиков, что позволяет проводить упреждающие меры и сократить время простоя в лабораториях с большим объемом работы (Cheng et al., 2021).

Обнаружение ошибок и распознавание аномалий на основе ИИ играют решающую роль в обеспечении точности лабораторных исследований. Традиционные протоколы контроля качества часто не позволяют выявить тонкие преаналитические, аналитические и постаналитические ошибки, которые могут повлиять на результаты тестов (Strain et al., 2021). Алгоритмы распознавания образов на базе ИИ обнаруживают отклонения, несоответствия результатов и загрязнение образцов, отмечая потенциально ошибочные результаты для проверки техническим специалистом перед окончательной отчетностью (Nguyen et al., 2021). Мониторинг контроля качества на основе ИИ особенно полезен в автоматизированных гематологических анализаторах, платформах иммуноанализа и рабочих процессах масс-спектрометрии, где невыявленные отклонения в концентрации реагентов или целостности образцов могут привести к ложноположительным или ложноотрицательным результатам (Weng et al., 2019).

Преаналитические ошибки составляют 60–70 % всех лабораторных диагностических ошибок, поэтому проверка образцов с помощью ИИ и минимизация ошибок имеют решающее значение для повышения надежности (Plebani, 2021). Компьютерные системы на базе ИИ анализируют морфологию мазков крови, микроскопию осадка мочи и гистопатологические изображения слайдов, обнаруживая сгустки, гемолиз, липемию и неправильный объем образцов до начала анализа (Chen et al., 2021). Автоматизированные

системы сканирования штрих-кодов и радиочастотной идентификации (RFID) с помощью ИИ гарантируют, что каждый образец правильно привязан к соответствующей карте пациента, что снижает риск неправильной идентификации образцов и путаницы результатов (Rodriguez et al., 2021).

Роль ИИ в обеспечении качества послеаналитических результатов и автоматизации отчетности также расширяется. Модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ извлекают клинически значимую информацию из лабораторных отчетов, обеспечивая интерпретацию диагностических результатов в соответствующем клиническом контексте (Kaissis et al., 2021). Автоматизированные платформы для составления лабораторных отчетов на базе ИИ стандартизируют терминологию, референтные диапазоны и уведомления о критических значениях, обеспечивая четкую и оперативную коммуникацию между лабораторными специалистами и лечащими врачами (Benjamens et al., 2020). Улучшенный с помощью ИИ продольный анализ лабораторных тенденций выявляет незначительные колебания биомаркеров во времени, помогая врачам отслеживать прогрессирование заболевания, терапевтический ответ и персонализированные планы лечения (Lippi et al., 2020).

Соблюдение нормативных требований и аккредитация остаются ключевыми факторами для автоматизации лабораторных работ на основе ИИ. Лаборатории должны обеспечить соответствие диагностических рабочих процессов и протоколов контроля качества на основе ИИ стандартам CLIA, CAP и ISO 15189 перед внедрением в клиническую практику (Plebani, 2021). Инструменты автоматизации лабораторных работ на базе ИИ требуют тщательной валидации в ходе многоцентровых испытаний и оценки реальной

эффективности, прежде чем они могут получить одобрение Управления по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейского агентства по лекарственным средствам (EMA) (Cheng et al., 2021). Обеспечение прозрачности и интерпретируемости алгоритмов также имеет решающее значение, поскольку лабораторные специалисты должны понимать выводы по контролю качества, полученные с помощью ИИ, и проверять автоматизированные рекомендации перед внедрением в клиническую практику (Strain et al., 2021).

Несмотря на существующие проблемы, будущее ИИ в автоматизации лабораторных рабочих процессов и контроле качества будет связано с более тесной интеграцией с мониторингом в реальном времени, удаленной диагностикой и прогнозной аналитикой на основе ИИ. Цифровые двойники лабораторий на базе ИИ позволят лабораториям моделировать эффективность рабочих процессов, оптимизировать распределение ресурсов и сократить время выполнения тестов благодаря передовым симуляциям машинного обучения с использованием технологии « α » (Nguyen et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ технологии «лаборатория на чипе» и интеллектуальные биосенсоры позволят еще больше автоматизировать тестирование в местах оказания медицинской помощи (POCT) и децентрализованную лабораторную диагностику, обеспечив быстрые, точные и экономичные решения для тестирования как в клинических, так и в удаленных условиях (Lipri et al., 2020). По мере развития технологий ИИ их интеграция в лабораторную медицину, автоматизацию рабочих процессов и контроль качества будет становиться все более важной, повышая точность диагностики, операционную эффективность и безопасность пациентов во всем мире.

Вызовы и этические соображения в лабораторной медицине на основе ИИ

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует лабораторную медицину, повышая эффективность, точность и качество клинических решений. Однако, несмотря на свой огромный потенциал, интеграция ИИ в лабораторную медицину сопряжена с рядом проблем и этических соображений, которые необходимо тщательно учитывать для обеспечения справедливого, прозрачного и безопасного применения в здравоохранении. Ключевые проблемы включают качество данных, алгоритмическую предвзятость, нормативные барьеры и совместимость, в то время как этические проблемы касаются конфиденциальности пациентов, информированного согласия, ответственности и потенциальной угрозы потери рабочих мест в связи с автоматизацией (Benjamens et al., 2020). Решение этих проблем имеет решающее значение для ответственного и устойчивого внедрения лабораторной медицины на основе ИИ, обеспечивая этическое использование технологий в интересах как медицинских работников, так и пациентов.

Одной из основных проблем в лабораторной медицине на основе ИИ является качество, изменчивость и стандартизация данных. Модели ИИ для обучения и валидации используют большие наборы данных, однако лабораторные данные часто являются неоднородными, несогласованными и зависящими от конкретного учреждения (Lippi et al., 2020). Различия в методах сбора образцов, партиях реагентов, калибровке приборов и форматах отчетов о тестах могут повлиять на обобщаемость моделей ИИ, что может привести к потенциальным диагностическим расхождениям в различных медицинских учреждениях (Plebani, 2021). Кроме того, лабораторные наборы данных могут содержать отсутствующую, неправильно

маркированную или предвзятую информацию, что может повлиять на прогнозы, основанные на ИИ, и привести к ошибкам в клинических решениях (Miller et al., 2022). Обеспечение стандартизированной гармонизации данных, надежной предварительной обработки и межведомственной валидации имеет важное значение для улучшения эффективности ИИ в лабораторной медицине.

Еще одной важной проблемой является алгоритмическая предвзятость и обобщаемость моделей. Модели ИИ, обученные на узких наборах данных одного центра, могут не работать хорошо с различными группами пациентов, этническими группами или географическими регионами, что может привести к потенциальным диагностическим неравенствам и различиям в предоставлении медицинской помощи (Kaissis et al., 2021). Например, алгоритмы гематологии на основе ИИ, обученные на западных популяциях, могут не точно классифицировать подтипы анемии, серповидноклеточную анемию или варианты талассемии в недостаточно представленных генетических популяциях, что приводит к неправильным диагнозам и неадекватному лечению (Strain et al., 2021). Для уменьшения предвзятости модели ИИ должны проходить многоцентровую валидацию, федеративное обучение и постоянное совершенствование алгоритмов, что обеспечит справедливость и инклюзивность лабораторной диагностики (Chen et al., 2021).

Проблемы регулирования и соблюдения нормативных требований остаются одним из основных препятствий для внедрения ИИ в лабораторную медицину. Диагностические инструменты на базе ИИ должны соответствовать строгим нормативным требованиям, установленным Управлением по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA), Европейским агентством по лекарственным средствам (EMA)

и Поправками о совершенствовании клинических лабораторий (CLIA), прежде чем они могут быть внедрены в клиническую практику (Benjamens et al., 2020). Однако существующие нормативные рамки были разработаны для традиционных лабораторных анализов, а системы поддержки принятия решений на основе ИИ не имеют стандартизированных процедур утверждения, что задерживает их внедрение в клиническую практику (Plebani, 2021). Кроме того, модели ИИ требуют постоянной валидации после вывода на рынок, повторной сертификации и мониторинга эффективности для обеспечения постоянной безопасности и точности, что усложняет нормативный надзор (Cheng et al., 2021). Решение этих проблем требует адаптивной нормативной политики, клинических испытаний в реальных условиях и систем управления ИИ, которые обеспечивают баланс между инновациями и безопасностью пациентов.

Еще одной проблемой является совместимость и интеграция с существующими лабораторными информационными системами (LIS) и электронными медицинскими картами (EHR). Многие лабораторные учреждения работают на устаревших ИТ-инфраструктурах с ограниченной совместимостью с ИИ, что затрудняет внедрение автоматизации на основе ИИ, поддержки принятия решений в режиме реального времени и прогнозной аналитики (Miller et al., 2022). Модели ИИ требуют бесшовной интеграции с клиническими рабочими процессами, платформами LIS и общебольничными системами EHR, чтобы предоставлять практические рекомендации в режиме реального времени (Lipri et al., 2020). Однако различия в форматах данных, стандартах лабораторной отчетности и совместимости программного обеспечения препятствуют внедрению ИИ в медицинских учреждениях (Nguyen et al., 2021). Создание унифицированных протоколов обмена данными, стандартизированных интерфейсов прикладного программирования (API) и

решений LIS, совместимых с ИИ, будет иметь решающее значение для эффективной интеграции ИИ в лабораторную медицину.

Помимо технических проблем, лабораторная медицина на базе ИИ вызывает ряд этических вопросов, в частности касающихся конфиденциальности данных, безопасности и информированного согласия. Лабораторные данные являются высококонфиденциальными и подпадают под строгие правила конфиденциальности в соответствии с HIPAA (Закон о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования) и GDPR (Общий регламент по защите данных) (Kaissis et al., 2021). Модели ИИ, обученные на крупных наборах данных пациентов, должны обеспечивать надежное шифрование, деидентификацию и механизмы контроля доступа для защиты информации пациентов от несанкционированного доступа, кибератак и утечки данных (Plebani, 2021). Кроме того, лабораторные системы на базе ИИ должны обеспечивать прозрачность и объяснимость, гарантируя, что пациенты и поставщики медицинских услуг понимают, как модели ИИ генерируют результаты и рекомендации (Topol, 2019).

Информированное согласие является еще одним важным этическим соображением, особенно в моделях прогнозирующей диагностики и стратификации рисков на основе ИИ. Пациенты должны быть полностью информированы о том, как алгоритмы ИИ обрабатывают их лабораторные данные, об ограничениях прогнозов на основе ИИ и о последствиях для принятия клинических решений (Cheng et al., 2021). Этические проблемы возникают, когда модели ИИ прогнозируют вероятность заболеваний, что может повлиять на тревожность пациентов, страховое покрытие и возможности трудоустройства (Benjamens et al., 2020). Обеспечение прозрачной коммуникации, совместного принятия

решений и контроля со стороны человека в диагностике на основе ИИ имеет важное значение для поддержания доверия и автономии пациентов (Strain et al., 2021).

Ответственность и медико-правовая ответственность остаются нерешенными проблемами в лабораторной медицине на основе ИИ. В отличие от традиционных лабораторных тестов, где за точность диагностики отвечают профессионалы, автоматизация на основе ИИ поднимает вопросы о том, кто несет ответственность за ошибки, неверные интерпретации или неблагоприятные исходы для пациентов (Lippi et al., 2020). Если модель ИИ неправильно классифицирует биомаркер рака или не обнаруживает критическое лабораторное отклонение, кто должен нести ответственность: лаборатория, разработчик программного обеспечения или поставщик медицинских услуг? Для решения этих вопросов ответственности необходимо установить четкие медико-правовые руководящие принципы, стандарты объяснимости ИИ и модели сотрудничества между врачами и ИИ (Plebani, 2021).

Еще одной этической дилеммой, связанной с автоматизацией ИИ в лабораторной медицине, является возможность сокращения рабочих мест и реструктуризации рабочей силы. Роботизированная обработка образцов на основе ИИ, автоматизированная микроскопия и диагностические алгоритмы на базе ИИ могут снизить потребность в ручной работе лаборантов и патологов, что вызывает опасения по поводу стабильности рабочей силы (Nguyen et al., 2021). Однако ожидается, что ИИ не заменит человеческий опыт, а будет дополнять работу лабораторных специалистов, снижая нагрузку, повышая эффективность и позволяя специалистам сосредоточиться на сложных случаях (Topol, 2019). Чтобы смягчить последствия перебоев в работе персонала, медицинские учреждения должны инвестировать в программы обучения ИИ, инициативы по переквалификации и

междисциплинарное сотрудничество, чтобы лабораторные специалисты могли адаптироваться к меняющимся ролям, обусловленным внедрением ИИ (Cheng et al., 2021).

Несмотря на эти вызовы, будущее ИИ в лабораторной медицине чрезвычайно многообещающе. Решение вопросов качества данных, соблюдения нормативных требований, совместимости и этических соображений будет иметь решающее значение для безопасного, эффективного и справедливого внедрения ИИ в клинических лабораториях. Благодаря прозрачному управлению ИИ, сотрудничеству между людьми и ИИ, а также передовым этическим практикам лабораторная медицина на базе ИИ сможет полностью раскрыть свой потенциал, повысив точность диагностики, эффективность рабочих процессов и качество ухода за пациентами (Benjamens et al., 2020). По мере развития технологий ИИ сбалансированный подход, в котором приоритет отдается научной строгости, этической ответственности и регулированию, обеспечит, что лабораторная медицина на базе ИИ останется силой, способствующей улучшению глобального здравоохранения.

Будущие направления и заключение

Ожидается, что роль ИИ в лабораторной медицине будет расширяться с дальнейшей интеграцией мультиомических данных, федеративных моделей обучения и персонализированной диагностики. Будущие платформы лабораторной медицины на базе ИИ будут объединять данные клинических лабораторий с геномикой, протеомикой и

метаболомикой, что приведет к более точным и индивидуализированным диагностическим выводам (Sheller et al., 2020).

По мере развития ИИ его применение в лабораторной медицине будет повышать точность диагностики, улучшать безопасность пациентов и оптимизировать рабочие процессы в лабораториях, обеспечивая более эффективную и прогнозируемую систему здравоохранения. Благодаря сотрудничеству с врачами и лабораторными специалистами ИИ не заменит человеческий опыт, а станет мощным инструментом поддержки принятия клинических решений, что в конечном итоге принесет пользу как медицинским работникам, так и пациентам.

ИИ в генетическом тестировании и прогностической медицине

Интеграция искусственного интеллекта в генетическое тестирование и прогностическую медицину революционизирует способы диагностики заболеваний, оценки факторов риска и персонализации стратегий лечения. С ростом доступности высокопроизводительного геномного секвенирования ежедневно генерируются огромные объемы генетических данных, что создает как возможности, так и проблемы для их интерпретации. Традиционно генетический анализ основывался на трудоемких процессах, которые требовали специальных знаний в области биоинформатики для отличия патогенных мутаций от доброкачественных вариаций. Этот подход, хотя и был эффективным, был медленным, дорогостоящим и подверженным человеческим ошибкам. Искусственный интеллект коренным образом изменил эту ситуацию, автоматизировав классификацию вариантов,

повысив точность прогнозирования рисков заболеваний и улучшив эффективность анализа генетических данных, тем самым ускорив переход от реактивной медицины к прогностической и профилактической модели (Торол, 2019).

Один из наиболее значительных вкладов ИИ в генетическое тестирование заключается в его способности анализировать и интерпретировать огромные наборы геномных данных с скоростью и точностью, превосходящими человеческие возможности. Секвенирование всего генома (WGS) и секвенирование всего экзона (WES) генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных генетических данных

Проблема идентификации вариантов неопределенного значения (VUS) исторически ограничивала клиническую полезность генетического тестирования, но модели машинного обучения, обученные на больших разнообразных наборах данных, теперь могут уточнять прогнозы о вероятности того, что данная мутация может способствовать развитию заболевания (Ardlie et al., 2015). Благодаря включению дополнительной биологической информации, такой как эволюционная консервативность определенных генов, моделирование структуры белков и эпигенетические модификации, ИИ значительно повысил точность классификации вариантов (Jumper et al., 2021).

Еще одним революционным аспектом ИИ в прогнозирующей медицине является его роль в оценке полигенного риска. В отличие от традиционного менделевского анализа одного гена, который фокусируется на мутациях с высокой пенетрантностью, непосредственно вызывающих заболевание, полигенные модели риска агрегируют эффекты тысяч генетических вариантов с низким воздействием, чтобы оценить вероятность развития у человека сложных, многофакторных заболеваний, таких как сердечно-сосудистые заболевания, диабет и нейродегенеративные расстройства (Khera et al., 2018). Интегрируя генетические данные с другими факторами, определяющими здоровье, включая факторы образа жизни и клинические биомаркеры, ИИ может уточнять прогнозы риска и направлять персонализированные стратегии профилактики. Например, в кардиологии модели ИИ, анализирующие липидный профиль, маркеры воспаления и генетическую предрасположенность, продемонстрировали способность прогнозировать риск инфаркта миокарда за годы до появления симптомов (Attia et al., 2019). Аналогичным образом, в неврологии стратификация риска развития болезни Альцгеймера с помощью ИИ позволила врачам выявлять лиц с высоким риском на основе тонких генетических и эпигенетических признаков, что открыло путь для ранних вмешательств, которые могут задержать начало заболевания (Escott-Price et al., 2017).

Помимо прогнозирования рисков, ИИ также преобразует область фармакогеномики, оптимизируя выбор и дозировку лекарственных средств на основе генетического профиля человека. Вариации в генах, кодирующих ферменты, транспортеры и рецепторы, участвующие в метаболизме лекарственных средств, могут значительно влиять на реакцию пациента на лекарства, влияя как на их эффективность, так и на вероятность побочных реакций (Rodriguez et al., 2020). Традиционные фармакогеномные подходы основывались

на статических руководствах, которые содержали общие рекомендации для конкретных генетических вариантов, но ИИ вводит более динамичный и тонкий подход, включая данные о пациентах в режиме реального времени и постоянно обучаясь на новых клинических случаях. Это имеет глубокие последствия для онкологии, где секвенирование опухолей с помощью ИИ позволяет выявлять генетические изменения, которые можно использовать для выбора целевой терапии, обеспечивая пациентам наиболее эффективное лечение на основе молекулярного профиля их опухоли (Mostafa et al., 2021). Применение ИИ в фармакогеномике выходит за рамки онкологии и влияет на стратегии лечения в кардиологии, психиатрии и инфекционных заболеваниях, где модели ИИ могут предсказывать индивидуальную реакцию на антикоагулянты, антидепрессанты и противовирусные препараты соответственно (Weng et al., 2018).

Диагностика редких заболеваний также претерпела революционные изменения благодаря генетическому анализу на основе ИИ. Из-за низкой распространенности и сложных генетических основ редкие заболевания часто представляют собой серьезные диагностические проблемы, что зачастую приводит к длительным диагностическим поискам для пациентов, страдающих этими заболеваниями. Традиционные методы основывались на обширном ручном анализе данных секвенирования и сопоставлении фенотипов, что затрудняло своевременное выявление причинных мутаций. ИИ значительно улучшил этот процесс, автоматизировав обнаружение редких генетических вариантов, связанных с конкретными синдромами, что значительно сократило время, необходимое для постановки точного диагноза (Ghosh et al., 2020). Модели глубокого обучения, обученные на обширных геномных базах данных, теперь могут идентифицировать ранее нераспознанные мутации, вызывающие заболевания, даже если они встречаются в

некодирующих участках генома () (Cheng et al., 2021). Кроме того, инструменты на базе ИИ, которые анализируют морфологию лица с помощью алгоритмов глубокого обучения, были успешно внедрены для распознавания тонких дисморфических признаков, связанных с определенными генетическими нарушениями, что еще больше повышает точность диагностики (Gurovich et al., 2019).

Несмотря на замечательные успехи, достигнутые ИИ в области генетического тестирования и прогностической медицины, остается ряд проблем. Одной из наиболее актуальных проблем является вопрос конфиденциальности и безопасности данных. Геномные данные относятся к наиболее чувствительным видам личной информации, что вызывает этические и правовые вопросы в отношении их хранения, обмена и использования при обучении моделей ИИ. Обеспечение соблюдения норм защиты данных, таких как HIPAA и GDPR, имеет важное значение для сохранения конфиденциальности пациентов и одновременно позволяет системам ИИ учиться на разнообразных наборах геномных данных (Samuel et al., 2020). Еще одной проблемой является алгоритмическая предвзятость, поскольку многие существующие генетические модели на базе ИИ были обучены преимущественно на популяциях европейского происхождения, что ограничивает их применимость к недостаточно представленным этническим группам (Martin et al., 2019). Для устранения этих диспропорций необходимо включить разнообразные генетические данные в наборы данных для обучения ИИ, чтобы обеспечить одинаковую точность прогнозных моделей для разных популяций. Кроме того, хотя ИИ значительно повысил точность интерпретации вариантов, он не является непогрешимым. По-прежнему крайне важен контроль со стороны человека, особенно в случаях, когда прогнозы ИИ противоречат установленным клиническим знаниям. Разработка объяснимых рамок ИИ, которые позволяют генетикам и

клиницистам понимать логику рекомендаций, основанных на ИИ, будет иметь решающее значение для укрепления доверия к этим технологиям (van der Wouden et al., 2020).

В перспективе ИИ будет способствовать дальнейшему развитию генетической медицины за счет интеграции с мультиомическими данными, объединяя геномику с транскриптомикой, протеомикой и метаболомикой для более полного понимания механизмов заболеваний () (Zhang et al., 2021). Разработка генной терапии с помощью ИИ, включая редактирование генома на основе CRISPR, открывает перспективы для высокоточной коррекции патогенных мутаций, а модели федеративного обучения на основе ИИ позволят обеспечить безопасное сотрудничество между учреждениями без ущерба для конфиденциальности пациентов (Sheller et al., 2020). По мере развития этих технологий ИИ будет играть все более центральную роль в переходе к персонализированному, прогнозируемому и профилактическому здравоохранению, предоставляя врачам более глубокие знания о генетических факторах риска и позволяя пациентам принимать проактивные меры для оптимизации своего здоровья.

III. ИИ в лечении и терапии

Искусственный интеллект стал трансформирующей силой в современной медицине, революционизировав способы разработки, оптимизации и применения методов лечения в различных медицинских специальностях. Интеграция ИИ в лечение и терапию позволила перейти от обобщенных подходов к высоко персонализированным вмешательствам, обеспечивая пациентам наиболее эффективное и адаптированное лечение на основе их

уникальных клинических профилей. Используя алгоритмы машинного обучения, модели глубокого обучения и обработку естественного языка, ИИ улучшает принятие решений в онкологии, кардиологии, неврологии, инфекционных заболеваниях и персонализированной медицине, повышая как клинические результаты, так и эффективность оказания медицинской помощи (Torol, 2019).

Одно из наиболее глубоких применений ИИ в терапии лежит в онкологии, где прецизионная медицина на базе ИИ переопределяет лечение рака. Традиционно терапия рака следовала стандартизированным протоколам, основанным на стадиях опухоли и гистологической классификации, но ИИ ввел более индивидуальный подход, основанный на принципе « », путем анализа генетики опухоли, молекулярных маркеров и моделей реакции на лечение. Платформы на базе ИИ, такие как IBM Watson for Oncology, могут быстро обрабатывать огромные объемы медицинской литературы, данных клинических испытаний и записей о пациентах, чтобы рекомендовать наиболее эффективную терапию для конкретного типа рака (Jain et al., 2019). Кроме того, модели глубокого обучения, обученные на гистопатологических изображениях, могут предсказывать агрессивность опухоли и вероятность метастазирования, помогая онкологам принимать более обоснованные решения о лечении (Kather et al., 2020). ИИ также играет важную роль в выборе иммунотерапии, где он анализирует геномные сигнатуры, чтобы определить, какие пациенты с наибольшей вероятностью получают пользу от ингибиторов иммунных контрольных точек, тем самым повышая эффективность лечения и сводя к минимуму ненужное воздействие токсичных терапий (Topalian et al., 2016).

Помимо онкологии, ИИ революционизировал неврологию и лечение нейродегенеративных заболеваний. Такие заболевания, как болезнь Паркинсона, болезнь Альцгеймера и рассеянный склероз, часто представляют серьезные проблемы как для диагностики, так и для лечения из-за их сложного и прогрессирующего характера. Модели на основе ИИ, анализирующие данные нейровизуализации, генетическую предрасположенность и электрофизиологические сигналы, улучшили раннюю диагностику заболеваний и прогнозирование их течения (Escott-Price et al., 2017). Например, при болезни Паркинсона ИИ используется для оптимизации терапии глубокой стимуляции мозга (DBS), которая заключается в использовании имплантированных электродов для модуляции нервной активности. Алгоритмы машинного обучения помогают точно настраивать параметры стимуляции DBS в режиме реального времени, повышая эффективность лечения и снижая побочные эффекты (Little et al., 2016). Аналогичным образом, при болезни Альцгеймера модели ИИ, интегрирующие анализ биомаркеров и когнитивные оценки, играют важную роль в выявлении пациентов, которые могут извлечь пользу из новых методов лечения, таких как моноклональные антитела, нацеленные на амилоид (Jack et al., 2018).

В кардиологии системы поддержки принятия решений на основе ИИ значительно улучшают лечение сердечной недостаточности, аритмии и интервенционную кардиологию. Модели ИИ, обученные на электрокардиограммах (ЭКГ), данных эхокардиографии и гемодинамических параметрах, продемонстрировали превосходную точность в обнаружении фибрилляции предсердий, прогрессирования сердечной недостаточности и риска инфаркта миокарда (Attia et al., 2019). Одним из наиболее значимых применений ИИ в кардиологии является его роль в управлении чрескожными коронарными вмешательствами (ЧКВ). Анализ изображений коронарной ангиографии и

внутрисосудистого ультразвукового исследования (IVUS) с помощью ИИ позволяет точно оценить объем бляшки и степень стеноза, помогая интервенционным кардиологам оптимизировать размещение стента и снизить количество осложнений при процедуре (Shah et al., 2020). Кроме того, усовершенствованные системы удаленного мониторинга на базе ИИ с использованием носимых биосенсоров позволяют выявлять обострения сердечной недостаточности на ранних стадиях, сокращая количество повторных госпитализаций и улучшая долгосрочные результаты лечения (Kim et al., 2020).

ИИ также продемонстрировал значительный потенциал в лечении инфекционных заболеваний, особенно в эпоху антимикробной резистентности (AMP) и новых вирусных пандемий. Традиционные подходы к назначению антибиотиков и мониторингу резистентности носят реактивный характер и часто основываются на эмпирическом выборе лечения, что может способствовать росту числа лекарственно-устойчивых патогенов. Модели прогнозной аналитики на базе ИИ теперь способны выявлять закономерности антибиотикорезистентности, что позволяет врачам назначать наиболее эффективные антимикробные препараты, сводя к минимуму развитие резистентности (De Oliveira et al., 2020). Во время пандемии COVID-19 модели на базе ИИ, анализирующие клинические, лабораторные и радиологические данные, использовались для прогнозирования тяжести заболевания, выбора противовирусной терапии и оптимизации распределения ресурсов в отделениях интенсивной терапии (García-Vidal et al., 2021). ИИ также сыграл решающую роль в ускорении работ по перепрофилированию лекарственных средств, где модели глубокого обучения с ограниченным обучением () проанализировали существующие фармацевтические соединения с целью выявления потенциальных противовирусных препаратов против новых патогенов (Zhou et al., 2020).

Возможно, одним из наиболее интересных применений ИИ в терапии является его способность способствовать развитию персонализированной медицины путем адаптации лечения к индивидуальным особенностям пациентов на основе их геномных, протеомных и метаболомных профилей. Фармакогеномика на основе ИИ интегрирует генетические варианты, данные о метаболизме лекарств и реальные реакции пациентов, чтобы рекомендовать наиболее подходящий тип лекарства, дозировку и график лечения для каждого человека (Rodriguez et al., 2020). Например, в психиатрии ИИ используется для персонализации выбора антидепрессантов путем прогнозирования реакции пациентов на селективные ингибиторы обратного захвата серотонина (СИОЗС), ингибиторы обратного захвата серотонина и норадреналина (СИОЗСН) и атипичные антипсихотики на основе генетических маркеров и данных нейровизуализации (Mostafa et al., 2021). Аналогичным образом, в ревматологии модели на базе ИИ, анализирующие уровни воспалительных биомаркеров и генетические факторы риска, определяют использование биологических методов лечения ревматоидного артрита и волчанки, обеспечивая пациентам наиболее эффективные и наименее токсичные доступные методы лечения (Lin et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, интеграция ИИ в лечение и терапию сталкивается с рядом проблем. Одной из наиболее актуальных проблем является интерпретируемость и доверие к рекомендациям, сгенерированным ИИ. Многие модели машинного обучения работают как «черные ящики», предоставляя высокоточные прогнозы без четких объяснений того, как они пришли к конкретной рекомендации (Samek et al., 2017). Для повышения доверия врачей все больше внимания уделяется моделям объяснимого ИИ (XAI), которые предоставляют прозрачное обоснование предложений по лечению. Еще одной проблемой является предвзятость данных и их обобщаемость, поскольку модели ИИ,

обученные на наборах данных конкретных групп населения, могут не подходить для обобщения на различные демографические группы (Obermeyer et al., 2019). Обеспечение справедливости и объективности стратегий лечения на основе ИИ- , имеет важное значение для предотвращения неравенства в доступе к медицинской помощи и ее результатах. Регуляторные проблемы также играют важную роль, поскольку инструменты поддержки принятия терапевтических решений на основе ИИ должны пройти строгую клиническую валидацию и одобрение FDA/EMA, прежде чем они могут быть широко внедрены в клиническую практику (Wang et al., 2022).

В перспективе будущее ИИ в лечении и терапии обещает еще более значительные достижения благодаря интеграции мультиомических данных, мониторинга пациентов в режиме реального времени и робототехники с поддержкой ИИ. Роботизированные хирургические операции с использованием ИИ, такие как операции, выполняемые с помощью хирургической системы da Vinci, повышают точность хирургических вмешательств, минимизируя осложнения и сокращая время восстановления (Raza et al., 2020). Ожидается, что ИИ также будет играть центральную роль в генной терапии нового поколения и редактировании генома на основе CRISPR, где он будет оптимизировать выбор мишеней и минимизировать побочные эффекты, еще больше расширяя границы прецизионной медицины (Zhang et al., 2021).

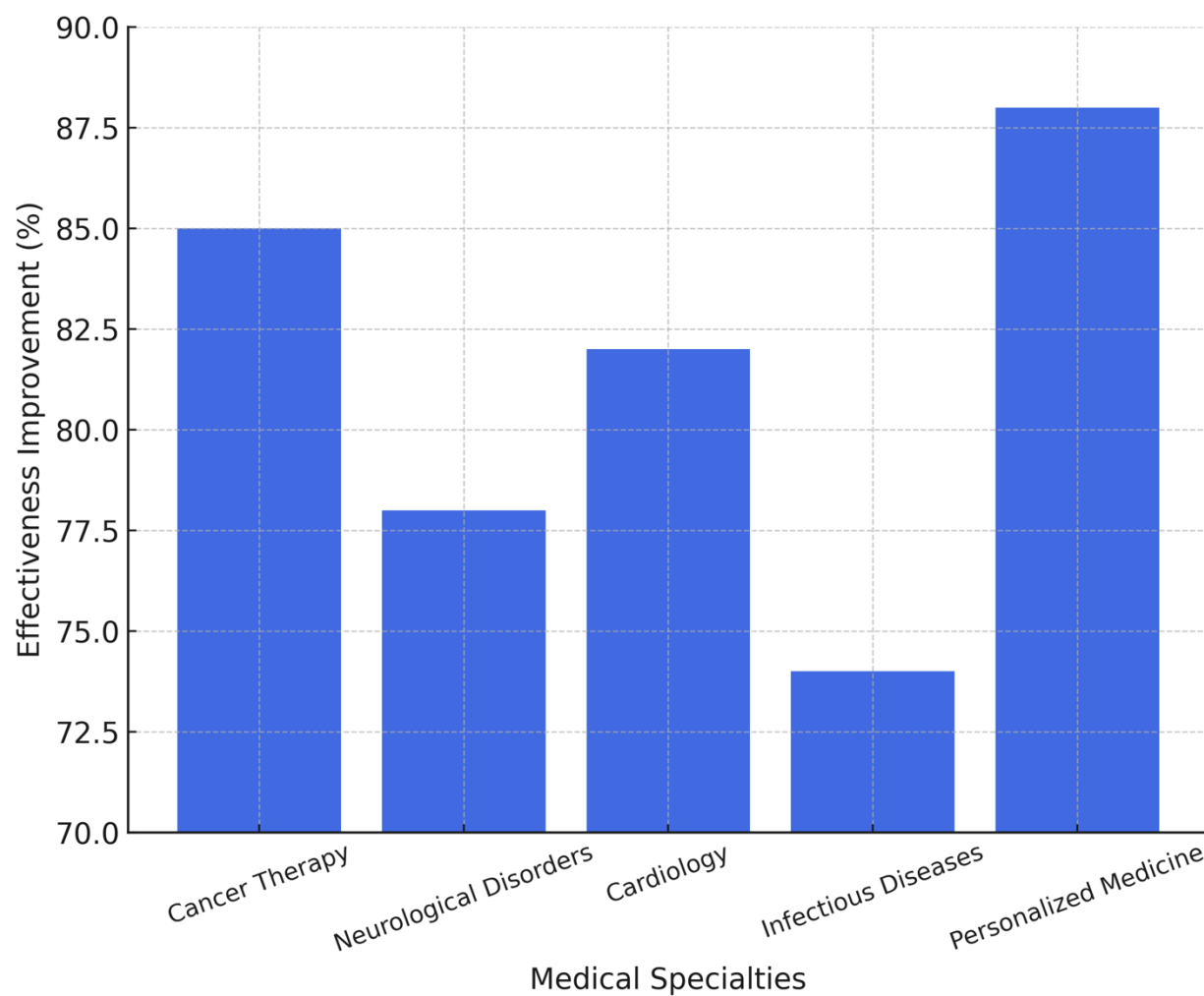
Благодаря способности анализировать огромные медицинские наборы данных, прогнозировать результаты лечения и персонализировать терапевтические стратегии, ИИ не только меняет текущий ландшафт здравоохранения, но и закладывает основу для будущего, в котором медицина будет все более проактивной, основанной на данных и

индивидуализированной. По мере продолжения исследований в области лечения с использованием ИИ, его интеграция в клиническую практику, несомненно, приведет к улучшению результатов лечения пациентов, повышению эффективности здравоохранения и более точному и персонализированному подходу к медицинской терапии.

Таблица 2: Применение ИИ в лечении и терапии

Применение ИИ	Функция	Клинические преимущества
Лечение рака с помощью ИИ	Анализ генетики и гистопатологии опухолей для рекомендации индивидуальных методов лечения	Повышение точности целевых методов лечения, улучшение подбора иммунотерапии
ИИ в неврологическом лечении	Оптимизация глубокой стимуляции мозга (DBS) и раннее выявление нейродегенеративных заболеваний	Лучший контроль симптомов, раннее вмешательство при прогрессирующих заболеваниях
ИИ в кардиологии	Прогнозирование сердечной недостаточности, руководство ЧКВ и мониторинг аритмий	Улучшенная диагностика, снижение осложнений при проведении процедур, улучшенный мониторинг пациентов
ИИ в лечении инфекционных заболеваний	Прогнозирование антибиотикорезистентности и оптимизация противовирусного лечения	Более эффективные стратегии борьбы с инфекциями, более быстрое реагирование на новые инфекции
ИИ в персонализированной медицине	Индивидуальный подбор лекарственных препаратов и дозировка на основе генетических профилей	Более эффективные и безопасные методы лечения, адаптированные к индивидуальным потребностям

График 2: Эффективность ИИ в лечении и терапии



ИИ в персонализированной медицине (фармакогеномика и таргетная терапия)

Развитие искусственного интеллекта (ИИ) в персонализированной медицине преобразовало фармакогеномику и таргетную терапию, сделав возможным

высокоиндивидуализированный подход к выбору лечения, оптимизации дозировки лекарств и прогнозированию побочных эффектов. Традиционная медицина () в основном полагалась на универсальный подход, при котором пациенты получали стандартизированное лечение независимо от их генетических и метаболических различий. Однако геномные вариации, протеомные взаимодействия и влияние окружающей среды значительно влияют на метаболизм лекарств, терапевтическую эффективность и риск побочных реакций. Модели на основе ИИ интегрируют мультиомические данные, электронные медицинские карты (EHR) и результаты клинических испытаний для персонализации стратегий лечения, улучшая результаты лечения пациентов и минимизируя побочные эффекты (Torol, 2019).

Одним из наиболее влиятельных применений ИИ в персонализированной медицине является фармакогеномика, изучающая влияние генетических различий на реакцию организма на лекарства. Вариации генов, кодирующих ферменты, транспортирующие белки и рецепторы, могут определять, будет ли пациент метаболизировать лекарство слишком быстро, слишком медленно или испытает токсические эффекты. Фармакогеномные модели на базе ИИ анализируют крупномасштабные геномные наборы данных и реальные реакции пациентов, чтобы предсказать индивидуальные реакции на лекарства, что позволяет точно корректировать дозы и подбирать персонализированные лекарства (Rodriguez et al., 2020). Например, полиморфизмы CYP2C19 влияют на метаболизм клопидогрела, широко используемого антиагреганта. Системы поддержки клинических решений на базе ИИ теперь оценивают генетические профили в режиме реального времени, помогая кардиологам выбирать альтернативные методы лечения для

пациентов с плохим метаболизмом, тем самым снижая риск неблагоприятных сердечно-сосудистых событий (Mostafa et al., 2021).

В онкологии ИИ революционизировал выбор целевой терапии, обеспечив онкологическим пациентам лечение, адаптированное к молекулярному профилю их опухоли, а не основанное на традиционной гистологической классификации. Модели ИИ анализируют данные секвенирования опухолей, транскриптомные сигнатуры и протеомные биомаркеры, чтобы подобрать для пациентов наиболее эффективные целевые терапии, что значительно повышает успешность лечения. Например, платформы на базе ИИ, такие как IBM Watson for Oncology, обрабатывают огромные объемы медицинской литературы и данных клинических испытаний, чтобы рекомендовать персонализированные методы лечения рака на основе генетических мутаций, присутствующих в опухоли (Jain et al., 2019). ИИ также улучшает сопутствующую диагностику, которая является важным компонентом прецизионной онкологии, предсказывая, какие пациенты будут реагировать на конкретные целевые препараты. При немелкоклеточном раке легких (НМРЛ) модели на базе ИИ, интегрирующие профили мутаций EGFR, ALK и KRAS, позволили онкологам назначать высокоселективные ингибиторы тирозинкиназы (ТКИ), тем самым максимально повышая эффективность и снижая токсичность (Kather et al., 2020).

Помимо онкологии, ИИ играет важную роль в неврологии и психиатрии, где фармакогеномика играет решающую роль в оптимизации антидепрессивной и антипсихотической терапии. Многие психиатрические препараты демонстрируют значительную межиндивидуальную вариабельность в реакции и побочных эффектах, что часто приводит к длительным пробам и ошибкам при назначении. Алгоритмы на базе ИИ,

обученные на геномных данных, биомаркерах нейровизуализации и результатах, сообщаемых пациентами, предсказывают индивидуальную реакцию на селективные ингибиторы обратного захвата серотонина (СИОЗС), ингибиторы обратного захвата серотонина и норадреналина (СИОЗСН) и стабилизаторы настроения (Lin et al., 2021). Путем выявления генетических маркеров, связанных с метаболизмом лекарств (например, CYP2D6, CYP2C19) и чувствительностью рецепторов (например, полиморфизмы транспортера серотонина), ИИ улучшает выбор и дозировку лекарств, снижая бремя неэффективного лечения и побочных реакций (Zhou et al., 2019).

При аутоиммунных заболеваниях ИИ значительно улучшил подбор биологических методов лечения таких заболеваний, как ревматоидный артрит (РА), волчанка и воспалительные заболевания кишечника (ВЗК). Традиционные иммуносупрессивные методы лечения часто требуют нескольких месяцев для определения эффективности, в течение которых пациенты могут страдать от прогрессирования заболевания и осложнений. Модели на базе ИИ анализируют данные генома, транскриптома и воспалительных биомаркеров, чтобы выявить пациентов, которые, вероятно, получают пользу от ингибиторов фактора некроза опухоли (ФНО), блокаторов интерлейкина (ИЛ) или ингибиторов Янус-киназы (JAK), обеспечивая более эффективное лечение заболевания с самого начала (Ghosh et al., 2020).

Еще одним важным аспектом ИИ в персонализированной медицине является его роль в перепрофилировании лекарственных средств и открытии новых лекарств. Разработка новых лекарств — это трудоемкий и дорогостоящий процесс, который часто требует более десяти лет исследований и миллиардов долларов инвестиций. ИИ ускоряет этот процесс, выявляя новые терапевтические применения существующих лекарств посредством

глубокого анализа молекулярных взаимодействий, геномных данных и результатов клинических испытаний. Во время пандемии COVID-19 усилия по перепрофилированию лекарственных средств с помощью ИИ позволили выявить существующие противовирусные и противовоспалительные препараты, которые могут смягчить течение болезни, ускорив доступность эффективных методов лечения (García-Vidal et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, персонализированная медицина на основе ИИ сталкивается с рядом проблем, в частности в области стандартизации данных, прозрачности алгоритмов и клинического внедрения. Одной из наиболее актуальных проблем является вариативность генетических баз данных, поскольку многие модели ИИ были обучены в основном на европейских наборах геномных данных, что ограничивает их применимость к недостаточно представленным этническим группам населения (Martin et al., 2019). Для устранения этого дисбаланса необходимо включить разнообразные геномные данные, чтобы обеспечить справедливость и применимость рекомендаций по лечению на основе ИИ для различных групп населения. Кроме того, хотя ИИ превосходно распознает сложные закономерности в биомедицинских данных, многие модели машинного обучения функционируют как «черные ящики», давая высокоточные прогнозы, но не объясняя свои выводы (Samek et al., 2017). Обеспечение того, чтобы модели ИИ в фармакогеномике и таргетной терапии давали интерпретируемые и объяснимые результаты, будет иметь решающее значение для укрепления доверия врачей и содействия широкому внедрению этих технологий.

Еще одной проблемой является процесс регуляторного одобрения инструментов фармакогеномике и платформ прецизионной медицины, основанных на ИИ. Интеграция

ИИ в процесс принятия клинических решений должна соответствовать требованиям FDA, ЕМА и других регуляторных органов, гарантируя, что рекомендации, сгенерированные ИИ, соответствуют строгим стандартам безопасности и эффективности. По мере развития персонализированной медицины на основе ИИ сотрудничество между специалистами по данным, генетиками, регулирующими органами и поставщиками медицинских услуг будет иметь решающее значение для преобразования исследований в области ИИ в клинически применимые инструменты (Wang et al., 2022).

В перспективе ожидается, что ИИ в фармакогеномике и таргетной терапии будет расширяться за счет интеграции мультиомического анализа, федеративного обучения и мониторинга пациентов в режиме реального времени. Новые применения ИИ в редактировании генов CRISPR, терапии на основе микробиома и моделировании метаболических путей могут еще больше усовершенствовать персонализированную медицину, обеспечив адаптацию лечения не только к генетическому профилю пациента, но и к его динамическому физиологическому состоянию (Zhang et al., 2021). Благодаря способности ИИ обрабатывать огромные биомедицинские наборы данных, прогнозировать индивидуальную реакцию на лекарства и оптимизировать терапевтические стратегии, будущее медицины станет все более персонализированным, основанным на данных и ориентированным на пациента, что откроет путь к новой эре точного здравоохранения.

ИИ в хирургии (роботизированная хирургия)

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в хирургию представляет собой одно из самых революционных достижений современной медицины, повышая точность, эффективность и безопасность и позволяя выполнять сложные процедуры с минимальной инвазивностью. Традиционно хирургия полагалась на человеческий опыт, ловкость рук и навыки выполнения процедур, но роботизированные хирургические системы на базе ИИ переопределяют эту область, улучшая принятие решений в режиме реального времени, интраоперационное руководство и управление послеоперационным восстановлением. Эти достижения приводят к улучшению результатов лечения пациентов, сокращению сроков восстановления и уменьшению хирургических осложнений, а также расширяют возможности минимально инвазивных и высокоточных процедур (Raza et al., 2020).

Переход к роботизированной хирургии с помощью ИИ обусловлен растущей сложностью хирургических вмешательств и необходимостью повышения точности и стабильности. В отличие от традиционной ручной хирургии, где на результаты операции могут влиять такие человеческие факторы, как усталость, дрожь рук и вариативность техники, роботизированные системы на базе ИИ обеспечивают стабильный, контролируемый и высокоадаптивный подход к хирургии. Алгоритмы ИИ обрабатывают в режиме реального времени данные датчиков, изображения и физиологические параметры, что позволяет непрерывно совершенствовать хирургические техники. Эти системы не предназначены для замены хирургов-людей, а призваны расширить их возможности, обеспечивая превосходную точность, автоматизацию и поддержку принятия решений на основе данных (Shah et al., 2020).

Эволюция роботизированной хирургии на базе ИИ

Искусственный интеллект (ИИ) произвел революцию в роботизированной хирургии (RAS), изменив точность хирургических операций, результаты лечения пациентов и операционную эффективность. Интеграция ИИ в роботизированные системы прошла путь от базовых механизмов управления движениями до полностью автономного планирования хирургических операций, интраоперационного навигации и принятия решений в режиме реального времени (Yang et al., 2021). Традиционная хирургия в значительной степени полагалась на опыт, ловкость и ручное управление хирурга, тогда как роботизированные системы хирургического вмешательства на базе ИИ теперь обеспечивают повышенную точность, уменьшение дрожания и улучшенную визуализацию, сводя к минимуму хирургические риски и сокращая время восстановления пациентов (Hager et al., 2022). По мере совершенствования алгоритмов ИИ, роботизированная хирургия движется в направлении автономных интервенционных возможностей, переопределяя будущее минимально инвазивных и сложных хирургических процедур (Atallah et al., 2020).

Эволюцию роботизированной хирургии на базе ИИ можно проследить по нескольким ключевым этапам. Хирургические роботы первого поколения, такие как PUMA 560 (1985) и ROBODOC (1992), были разработаны в первую очередь для ортопедических и нейрохирургических применений и обеспечивали заранее запрограммированную статическую роботизированную помощь для точного резания костей и установки имплантатов (Hansen et al., 2019). Этим ранним системам не хватало адаптивности в режиме реального времени и взаимодействия между хирургом и ИИ, что ограничивало их

применение заранее определенными, жесткими хирургическими задачами. Однако они заложили основу для разработки более совершенных платформ для роботизированной хирургии, которые объединили машинное обучение и обратную связь с датчиками в режиме реального времени.

Внедрение хирургической системы da Vinci (2000) ознаменовало значительный скачок в области малоинвазивной роботизированной хирургии. В отличие от своих предшественников, da Vinci была разработана для общей хирургии и включала механизмы управления «ведущий-ведомый», высокочеткое 3D-визуализацию и шарнирные соединения инструментов, что обеспечивало большую ловкость и точность по сравнению с традиционной лапароскопией (Moustris et al., 2021). В то время как ранние версии da Vinci полностью полагались на управляемые хирургом роботизированные руки, последующие усовершенствования включили в себя тактильную обратную связь на основе машинного обучения, оптимизацию рабочего процесса с помощью ИИ и автоматизированные алгоритмы наложения швов, что позволило снизить количество хирургических осложнений и повысить эффективность (Hager et al., 2022).

На следующем этапе развития ИИ в роботизированной хирургии были разработаны когнитивные роботизированные системы, сочетающие компьютерное зрение, глубокое обучение и аналитику данных в реальном времени для улучшения принятия хирургических решений и интраоперационной адаптивности. Такие системы, как Mazor X для хирургии позвоночника, Мако для ортопедических процедур и Versius для лапароскопических вмешательств, представили усовершенствованное с помощью ИИ планирование движений, обнаружение ошибок в реальном времени и функции автономности роботов (Atallah et al.,

2020). Эти системы использовали алгоритмы машинного обучения, обученные на больших наборах данных хирургических видео, анатомических моделей пациентов и данных интраоперационных датчиков, чтобы помочь хирургам с прогнозной аналитикой и руководством по процедурам (Hansen et al., 2019).

Одним из наиболее значительных достижений в области роботизированной хирургии на базе ИИ является автономное выполнение хирургических операций, при котором роботизированные системы на базе ИИ выполняют определенные хирургические задачи с минимальным вмешательством человека. Разработанный Университетом Джона Хопкинса робот Smart Tissue Autonomous Robot (STAR) продемонстрировал способность выполнять автономное наложение швов на мягких тканях с более высокой точностью, чем хирурги-люди, благодаря использованию компьютерного зрения, датчиков силы и алгоритмов глубокого обучения (Shademan et al., 2016). Этот прорыв подчеркнул потенциал роботов на базе ИИ в оказании помощи при выполнении тонких, высокоточных задач, таких как сосудистый анастомоз, резекция опухолей и реконструктивная микрохирургия (Yang et al., 2021).

Навигация в режиме реального времени с помощью ИИ и дополненная реальность (AR) еще больше совершенствуют роботизированную хирургию, улучшая интраоперационную визуализацию и пространственную ориентацию. Алгоритмы компьютерного зрения на базе ИИ обрабатывают данные предоперационной визуализации (КТ, МРТ, УЗИ) для создания динамических 3D-реконструкций анатомии пациента, что позволяет хирургам визуализировать скрытые структуры, ориентироваться в сложных тканях и оптимизировать траектории разрезов (Hager et al., 2022). Роботизированные платформы с поддержкой AR,

такие как роботизированная хирургия с использованием HoloLens, позволяют хирургам накладывать на операционное поле анатомические карты, сгенерированные с помощью AI, что повышает точность удаления опухолей, нейрохирургических вмешательств и реконструктивных процедур (Moustris et al., 2021).

Интеграция машинного обучения в оценку и обучение навыкам роботизированной хирургии также определяет будущее хирургического образования. Платформы хирургического моделирования на базе ИИ, такие как Proximie и Touch Surgery, анализируют движения рук хирурга, обращение с инструментами и эффективность процедур, предоставляя обратную связь в режиме реального времени и рекомендации ИИ по улучшению навыков (Atallah et al., 2020). Эти обучающие системы на базе ИИ ускоряют процесс обучения хирургов, сокращают количество интраоперационных ошибок и стандартизируют хирургические техники с использованием роботов в различных учреждениях (Yang et al., 2021).

Несмотря на эти достижения, в области роботизированной хирургии на базе ИИ остается ряд проблем, в том числе нормативные утверждения, этические соображения и принятие хирургами. Роботизированные системы на базе ИИ должны пройти строгую клиническую валидацию, получить одобрение FDA и EMA, а также пройти оценку эффективности в реальных условиях, прежде чем они будут широко применяться в хирургических процедурах с высоким риском (Moustris et al., 2021). Кроме того, необходимо решить этические проблемы, связанные с хирургической ответственностью, прозрачностью решений ИИ и согласием пациентов, чтобы гарантировать соответствие автономных

роботизированных вмешательств требованиям безопасности пациентов и медицинской этике (Hager et al., 2022).

В перспективе будущее роботизированной хирургии на базе ИИ будет связано с большей автономностью, интеграцией мультимодального ИИ и адаптивной робототехникой в реальном времени. Роботизированные помощники на базе ИИ будут использовать прогнозную аналитику, моделирование цифровых двойников и обратную связь с датчиками в реальном времени, чтобы предвидеть намерения хирурга, предлагать оптимальные хирургические маневры и автономно исправлять интраоперационные ошибки (Atallah et al., 2020). Наноробототехника и микрохирургическая робототехника на базе ИИ позволят проводить минимально инвазивные вмешательства на клеточном уровне, что революционизирует точную онкологию, регенеративную медицину и трансплантацию органов (Yang et al., 2021). По мере развития технологий ИИ роботизированная хирургия будет продолжать эволюционировать в направлении большей автономности, точности и интеллектуальности, что в конечном итоге изменит будущее хирургической помощи и результаты лечения пациентов во всем мире.

Предоперационное планирование и хирургическое моделирование на базе ИИ

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует предоперационное планирование и хирургическое моделирование, обеспечивая более высокую точность, снижение рисков и персонализированные хирургические стратегии. Традиционное предоперационное планирование основано на статических методах визуализации, опыте хирурга и ручных

измерениях, что может привести к различиям в принятии решений и потенциальным интраоперационным осложнениям (Yang et al., 2021). Модели машинного обучения (МО) и глубокого обучения (ДО) на базе ИИ революционизируют эту область, улучшая анатомическое картирование, прогнозируя результаты хирургических вмешательств и оптимизируя планирование процедур на основе данных конкретного пациента (Hansen et al., 2019). Благодаря интеграции ИИ с 3D-моделированием, дополненной реальностью (AR) и виртуальной реальностью (VR), хирурги теперь могут моделировать сложные процедуры, репетировать высокорисковые вмешательства и улучшать общие хирургические показатели, что в конечном итоге повышает безопасность пациентов и эффективность хирургических операций (Hager et al., 2022).

Одним из наиболее значительных достижений в области предоперационного планирования с использованием ИИ является анатомическая реконструкция и 3D-моделирование на основе ИИ. Алгоритмы ИИ обрабатывают данные компьютерной томографии (КТ), магнитно-резонансной томографии (МРТ) и ультразвукового сканирования для создания высокоразрешающих 3D-моделей операционного поля, адаптированных к конкретному пациенту (Shademan et al., 2016). Эти модели предоставляют хирургам улучшенную визуализацию анатомических структур, состава тканей и потенциальных хирургических препятствий, что позволяет точно размещать разрезы, оптимизировать траектории инструментов и улучшить пространственную ориентацию во время операции (, 2021). Алгоритмы сегментации с помощью ИИ могут автоматически выделять критически важные структуры, такие как кровеносные сосуды, нервы и опухоли, снижая риск непреднамеренного повреждения во время операции (Atallah et al., 2020).

Прогнозная аналитика и оценка рисков на основе ИИ также играют важную роль в предоперационном планировании. Модели машинного обучения, обученные на больших наборах данных хирургических операций, могут анализировать факторы, специфичные для каждого пациента, включая возраст, сопутствующие заболевания, генетическую предрасположенность и биомаркеры визуализации, для прогнозирования результатов операции, потенциальных осложнений и траекторий восстановления (Hager et al., 2022). Алгоритмы стратификации рисков на основе ИИ помогают хирургам определить, какой подход — минимально инвазивный или открытый — более подходит для конкретного пациента, оптимизируя отбор пациентов для роботизированных операций (Yang et al., 2021). Кроме того, модели прогнозирования интраоперационных рисков на основе ИИ используют гемодинамический мониторинг в реальном времени и физиологические данные для прогнозирования потенциальных хирургических осложнений, таких как кровотечение, перфорация органов или послеоперационные инфекции, что позволяет проводить проактивные вмешательства и повышать безопасность пациентов (Hansen et al., 2019).

Интеграция ИИ с симуляторами дополненной реальности (AR) и виртуальной реальности (VR) еще больше улучшает подготовку к операциям и развитие навыков. Хирургические симуляторы VR на базе ИИ позволяют хирургам отрабатывать процедуры в безопасной, иммерсивной среде, совершенствуя свои моторные навыки, способность принимать решения и координацию движений рук и глаз (Moustris et al., 2021). Системы тактильной обратной связи на базе ИИ имитируют сопротивление тканей, работу с инструментами и сложность процедур, позволяя хирургам развить мышечную память и навыки проведения процедур до начала операции на реальных пациентах (Shademan et al., 2016). Кроме того, инструменты хирургического планирования с дополненной реальностью накладывают на

операционное поле 3D-анатомические модели, созданные с помощью ИИ, обеспечивая навигацию в реальном времени и улучшенное восприятие глубины для высокоточных хирургических вмешательств (Atallah et al., 2020).

Система поддержки принятия решений в режиме реального времени на базе искусственного интеллекта революционизирует способы проведения хирургических операций. Алгоритмы компьютерного зрения на базе искусственного интеллекта анализируют данные интраоперационной визуализации и видеозаписи хирургических операций, чтобы в режиме реального времени предоставлять рекомендации, распознавать анатомические структуры и выдавать автоматические предупреждения о критически важных структурах, хирургических краях и границах опухоли (Hager et al., 2022). Роботизированные хирургические платформы с искусственным интеллектом, такие как da Vinci Surgical System и Mazor X, используют алгоритмы искусственного интеллекта для оптимизации движений инструментов, уменьшения хирургических дрожаний и повышения точности роботизированных операций (Yang et al., 2021). Системы обратной связи в режиме реального времени на базе искусственного интеллекта также помогают хирургам выявлять ошибки, корректировать хирургические планы и обеспечивать оптимальные результаты операций (Hansen et al., 2019).

Цифровые двойники на основе ИИ и персонализированные модели хирургического моделирования представляют собой будущее предоперационного планирования с использованием ИИ. Цифровые двойники используют данные о пациентах в режиме реального времени, мультимодальную визуализацию и симуляции на основе ИИ для создания динамического виртуального представления анатомии пациента и его

физиологической реакции на операцию (Atallah et al., 2020). Эти модели на базе ИИ позволяют хирургам моделировать различные хирургические техники, тестировать различные варианты имплантатов и прогнозировать результаты послеоперационного восстановления, что способствует развитию подходов точной медицины и индивидуализированных хирургических вмешательств (Moustris et al., 2021).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, предоперационное планирование и хирургическое моделирование на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем и ограничений, включая интеграцию данных, обобщаемость моделей и получение разрешений регулирующих органов. Системы хирургического планирования на основе ИИ должны быть проверены на различных группах пациентов, с использованием различных методов визуализации и в различных хирургических специальностях, чтобы обеспечить точность и надежность (Shademan et al., 2016). Кроме того, регулирующие органы, такие как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), требуют строгой клинической валидации, учета этических соображений и объяснимости в процессе принятия хирургических решений на основе ИИ перед их широким внедрением в клиническую практику (Hager et al., 2022).

В перспективе будущее предоперационного планирования и хирургического моделирования на основе ИИ будет связано с большей автономностью ИИ, интраоперационным руководством ИИ в режиме реального времени и улучшенным взаимодействием между ИИ и человеком. Многоагентная хирургическая робототехника на базе ИИ позволит принимать автономные решения, благодаря чему хирургические

ассистенты на базе ИИ смогут самостоятельно регулировать положение инструментов, оптимизировать траектории хирургических вмешательств и выполнять сложные швы (Yang et al., 2021). Интегрированная в ИИ характеристика тканей в реальном времени с использованием глубокого обучения и оптической когерентной томографии (ОКТ) улучшит обнаружение краев опухоли, картирование сосудов и стратегии сохранения нервов (Hansen et al., 2019). Кроме того, облачные хирургические платформы на базе ИИ облегчат глобальный доступ к инструментам хирургического планирования на базе ИИ, что позволит осуществлять удаленное сотрудничество между хирургами, телемедицинские консультации с использованием ИИ и оперативную помощь ИИ в режиме реального времени (Atallah et al., 2020).

По мере развития технологий ИИ предоперационное планирование и хирургическое моделирование на базе ИИ станут неотъемлемой частью точной хирургии, персонализированной медицины и роботизированных вмешательств, что в конечном итоге снизит хирургические риски, улучшит результаты лечения пациентов и повысит квалификацию хирургов во всем мире.

Интраоперационный ИИ: поддержка принятия решений и навигация в режиме реального времени

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует процесс принятия интраоперационных решений и хирургическую навигацию, предоставляя анализ данных в режиме реального

времени, прогнозные аналитические данные и расширенную визуализацию. Традиционно интраоперационные решения основывались на опыте хирурга, статических предоперационных изображениях и интраоперационных ручных корректировках, которые могут быть ограничены человеческим восприятием, усталостью и изменчивостью (Yang et al., 2021). Алгоритмы компьютерного зрения, машинного обучения (МО) и глубокого обучения (ДО) на базе ИИ в настоящее время повышают точность хирургических операций, сводят к минимуму осложнения и оптимизируют результаты лечения пациентов, предлагая автоматизированное руководство, оповещения в режиме реального времени и роботизированные системы с ИИ (Hager et al., 2022). Эти достижения значительно улучшают сложные процедуры, такие как нейрохирургия, ортопедическая хирургия, минимально инвазивная лапароскопическая хирургия и роботизированные вмешательства (Moustris et al., 2021).

Одним из ключевых применений интраоперационного ИИ является хирургическая навигация в реальном времени на основе ИИ. Компьютерные системы машинного зрения на базе ИИ обрабатывают интраоперационные данные визуализации, включая флюороскопию, МРТ, КТ и УЗИ, для динамической 3D-реконструкции анатомических структур (Hansen et al., 2019). Эта интеграция в реальном времени позволяет хирургам визуализировать глубоко расположенные структуры, отслеживать движение инструментов и навигировать в критических областях с миллиметровой точностью (Shademan et al., 2016). В нейрохирургии навигационные системы, усовершенствованные с помощью ИИ, помогают в резекции опухолей головного мозга, глубокой стимуляции мозга (DBS) и хирургии эпилепсии, обеспечивая точное размещение электродов и определение границ опухоли (Atallah et al., 2020).. Аналогичным образом, в ортопедической хирургии

роботизированные системы с ИИ, такие как Mako и Mazor X, обеспечивают кинематическое отслеживание в реальном времени и корректировку на основе ИИ, гарантируя оптимальное позиционирование имплантатов и выравнивание суставов (Yang et al., 2021).

Распознавание и классификация тканей в реальном времени с помощью ИИ — еще одно важное достижение в области интраоперационной поддержки принятия решений. Модели глубокого обучения, обученные на крупномасштабных гистопатологических и радиологических наборах данных, могут анализировать интраоперационные замороженные срезы, оптическую когерентную томографию (ОКТ) и конфокальную лазерную эндомикроскопию (CLE) для дифференциации раковых и нераковых тканей в реальном времени (Hager et al., 2022). Интеллектуальное обнаружение краев опухоли на основе ИИ помогает в онкологических операциях, таких как операции по сохранению молочной железы, резекция легких и операции по поводу рака желудочно-кишечного тракта, снижая риск остаточной опухолевой ткани и улучшая хирургические края (Moustris et al., 2021). В офтальмологических и микрохирургических процедурах алгоритмы улучшения изображений на основе ИИ оптимизируют хирургию сетчатки, трансплантацию роговицы и микрососудистый анастомоз, улучшая визуальные результаты и точность процедур (Hansen et al., 2019).

Роботизированное интраоперационное наведение с помощью искусственного интеллекта еще больше повышает точность и автоматизацию хирургических операций. Роботизированные хирургические платформы на базе искусственного интеллекта, такие как хирургическая система da Vinci, ROSA для нейрохирургии и Monarch для роботизированной бронхоскопии, объединяют в себе планирование движений на основе

машинного обучения и управление с обратной связью по усилию, что позволяет повысить хирургическую ловкость, уменьшить дрожание и повысить точность инструментов (Shademan et al., 2016). Роботизированные системы на базе ИИ также включают в себя прогнозную аналитику, позволяющую адаптивно учиться на основе предыдущих хирургических случаев, оптимизировать производительность в режиме реального времени и обеспечивать сотрудничество между хирургом и ИИ при выполнении сложных процедур (Atallah et al., 2020). Эти достижения особенно полезны в минимально инвазивной хирургии (МИХ), где роботизированные руки, управляемые ИИ, обеспечивают большую маневренность и доступ к труднодоступным анатомическим областям (Yang et al., 2021).

Еще одним новым направлением применения ИИ в интраоперационной практике является мониторинг гемодинамики и прогнозирование осложнений в режиме реального времени. Модели ИИ, обученные на основе индивидуальных физиологических параметров пациента (, A-line), реакции на анестезию и колебаний интраоперационных показателей жизненно важных функций, могут прогнозировать эпизоды гипотензии, сердечные аритмии и периоперационные осложнения, что позволяет проводить проактивные анестезиологические и хирургические вмешательства (Hager et al., 2022). Системы поддержки принятия решений на основе ИИ интегрируют непрерывный интраоперационный мониторинг электрокардиограммы (ЭКГ), артериального давления и насыщения кислородом, обнаруживая ранние признаки осложнений, таких как сепсис, кровотечение или гипоксия, что позволяет быстро вмешаться и улучшить результаты лечения пациентов (Moustris et al., 2021).

Интраоперационный ИИ также играет важную роль в автоматизированном анализе хирургических видеозаписей и оценке навыков. Модели компьютерного зрения на базе ИИ анализируют видеозаписи хирургических операций в режиме реального времени, предоставляя автоматическую обратную связь по обращению с инструментами, взаимодействию с тканями и этапам процедуры (Yang et al., 2021). Эти системы хирургического коучинга на базе ИИ помогают хирургам оптимизировать свои навыки, сократить количество интраоперационных ошибок и повысить безопасность пациентов (Atallah et al., 2020). Платформы оценки хирургических навыков на базе ИИ, такие как Touch Surgery и Proximie, позволяют проводить дистанционное хирургическое обучение, коучинг с помощью ИИ и интраоперационное теленаставничество, обеспечивая стандартизацию приобретения навыков в различных хирургических учреждениях (Hager et al., 2022).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, интраоперационная поддержка принятия решений и навигация на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем, включая стандартизацию данных, получение разрешений регулирующих органов и интерпретируемость ИИ. Системы хирургической навигации и роботизированной помощи на основе ИИ требуют высококачественных мультимодальных обучающих наборов данных, обеспечивающих их обобщаемость для различных хирургических специальностей, анатомических вариаций и демографических характеристик пациентов (Hansen et al., 2019). Регулирующие органы, такие как FDA и EMA, должны установить надежные протоколы валидации для хирургических вмешательств на основе ИИ, обеспечивающие их безопасность, точность и надежность в реальных условиях операционной (Shademan et al., 2016). Кроме того, принятие решений на основе ИИ должно оставаться объяснимым и

интерпретируемым, что позволит хирургам доверять рекомендациям, сгенерированным ИИ, и сохранять окончательную клиническую ответственность (Atallah et al., 2020).

В перспективе будущее интраоперационного ИИ будет связано с большей автономностью, роботизированным усилением с помощью ИИ и мультимодальным хирургическим интеллектом в режиме реального времени. Адаптивные модели обучения на основе ИИ будут постоянно совершенствовать процесс принятия решений на основе реальных результатов хирургических операций, что позволит проводить персонализированные операции под руководством ИИ с учетом анатомии и патологии каждого пациента (Yang et al., 2021). Интеграция усовершенствованной с помощью ИИ интраоперационной дополненной реальности (AR) и виртуальной реальности (VR) еще больше улучшит визуализацию хирургических операций, навигацию инструментов и принятие интраоперационных решений (Moustris et al., 2021). Кроме того, телементоринг на базе ИИ с поддержкой 5G и дистанционная роботизированная хирургия позволят осуществлять в режиме реального времени совместную работу опытных хирургов и роботизированных платформ на базе ИИ, обеспечивая глобальный доступ к высокоточным хирургическим вмешательствам (Hager et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ, интраоперационный ИИ переопределит точность, безопасность и эффективность хирургии, сделав роботизированные и минимально инвазивные операции более доступными, интеллектуальными и ориентированными на пациента. Благодаря постоянным усовершенствованиям в области поддержки принятия решений в режиме реального времени на основе ИИ, прогнозной аналитики и роботизированного усиления, будущее хирургии будет все в большей степени основано на

данных, персонализировано и усовершенствовано с помощью ИИ, что в конечном итоге улучшит результаты хирургических операций и уход за пациентами во всем мире.

ИИ и дополненная реальность (AR) в роботизированной хирургии

Искусственный интеллект (ИИ) и дополненная реальность (AR) революционизируют роботизированную хирургию, повышая точность, визуализацию и поддержку принятия решений в режиме реального времени. Традиционная роботизированная хирургия опирается на предоперационную визуализацию и интраоперационное руководство, но эти подходы часто не обладают адаптивностью в реальном времени и улучшенным восприятием глубины, что ограничивает способность хирурга ориентироваться в сложных анатомических структурах. Технологии AR на базе ИИ устраняют эти недостатки, интегрируя визуализацию в реальном времени, прогнозную аналитику и 3D-голографические наложения, предоставляя хирургам динамичные, интерактивные и индивидуальные для каждого пациента визуализации во время процедур (Yang et al., 2021). Сочетание ИИ и AR повышает точность хирургических операций, снижает количество осложнений и оптимизирует результаты лечения пациентов за счет предоставления интраоперационного руководства на основе данных и улучшенного пространственного восприятия (Hager et al., 2022).

Одним из наиболее революционных применений ИИ в роботизированной хирургии является его способность обрабатывать и анализировать данные интраоперационной визуализации в режиме реального времени. Алгоритмы компьютерного зрения на базе ИИ интерпретируют данные МРТ, КТ и УЗИ, что позволяет точно составить анатомическую карту и спланировать хирургическую траекторию. Эти алгоритмы улучшают роботизированную хирургию за счет динамической корректировки хирургических путей, оптимизации мест разрезов и прогнозирования возможных осложнений на основе интраоперационных данных в режиме реального времени (Moustris et al., 2021). В сочетании с AR, созданные ИИ трехмерные реконструкции анатомии пациента накладываются на операционное поле, позволяя хирургам визуализировать скрытые структуры, идентифицировать важные ориентиры и улучшить восприятие глубины, не полагаясь исключительно на традиционные методы визуализации (Hansen et al., 2019). Эта возможность особенно ценна при минимально инвазивных и лапароскопических процедурах, где ограниченная видимость часто увеличивает сложность операции и риск непреднамеренного повреждения тканей (Atallah et al., 2020).

В ортопедических и нейрохирургических процедурах системы навигации с искусственным интеллектом значительно улучшают выравнивание позвоночника, точность резекции опухолей и позиционирование имплантатов. Модели прогнозной аналитики на основе искусственного интеллекта помогают в предоперационном планировании, моделируя различные хирургические подходы и прогнозируя анатомические особенности конкретного пациента (Shademan et al., 2016). Во время операции навигационные инструменты, дополненные AR, отображают наложенные изображения, сгенерированные ИИ, которые с миллиметровой точностью направляют роботизированные руки, сокращая количество

хирургических ошибок и оптимизируя посадку имплантатов (Hager et al., 2022). В операциях по сращению позвонков AR с ИИ позволяет хирургам видеть сквозь мягкие ткани и точно выравнивать педикулярные винты, что значительно снижает риск неврологических осложнений и улучшает долгосрочную стабильность позвоночника (Yang et al., 2021).

Интеграция механизмов обратной связи в реальном времени на основе ИИ еще больше трансформирует роботизированную хирургию. Модели ИИ, обученные на крупномасштабных наборах данных хирургических операций, непрерывно анализируют движения рук хирурга, траектории инструментов и взаимодействие тканей, предоставляя рекомендации в реальном времени для оптимизации эффективности процедуры (Moustris et al., 2021). Системы обнаружения ошибок на базе ИИ предупреждают хирургов о потенциальных отклонениях от оптимальной техники, предотвращая непреднамеренное повреждение критически важных структур и повышая общую точность хирургического вмешательства (Atallah et al., 2020). Эти адаптивные модели обучения на базе ИИ постоянно совершенствуют свои алгоритмы на основе реальных результатов хирургических операций, обеспечивая развитие и улучшение платформ для роботизированной хирургии с течением времени (Hansen et al., 2019).

Роботизированная хирургия на основе AR с использованием ИИ также революционизирует область онкологии, где критически важны обнаружение границ опухоли и точность резекции. Модели глубокого обучения на основе ИИ анализируют интраоперационную флуоресцентную визуализацию, оптическую когерентную томографию (ОКТ) и конфокальную лазерную эндомикроскопию, обеспечивая классификацию тканей и

определение границ опухоли в режиме реального времени (Shademan et al., 2016). При интеграции с AR эти основанные на ИИ наложения для обнаружения опухолей выделяют раковые ткани, обеспечивая полное удаление опухоли с сохранением окружающих здоровых структур (Yang et al., 2021). При роботизированной простатэктомии наложения AR с ИИ позволяют точно сохранить нервно-сосудистый пучок, снижая риск послеоперационных осложнений, таких как недержание мочи и эректильная дисфункция (Hager et al., 2022).

Сочетание ИИ и AR также улучшает обучение хирургов и оценку их навыков в роботизированных процедурах. Виртуальная реальность (VR) на базе ИИ и хирургические симуляторы на базе AR позволяют стажерам практиковать сложные процедуры в безопасной среде, оттачивая свои хирургические навыки, навыки обращения с инструментами и принятие интраоперационных решений (Moustris et al., 2021). Системы тактильной обратной связи на базе ИИ имитируют сопротивление тканей, динамику кровотока и точность роботизированных манипуляторов, обеспечивая реалистичные хирургические ощущения, которые точно повторяют реальные условия операции (Atallah et al., 2020). Эти усовершенствованные с помощью ИИ платформы для обучения хирургов не только повышают их компетентность, но и снижают частоту интраоперационных ошибок, обеспечивая более высокие стандарты безопасности в роботизированной хирургии (Hansen et al., 2019).

Несмотря на огромный потенциал, интеграция ИИ и AR в роботизированную хирургию сталкивается с рядом проблем, включая получение разрешений регулирующих органов, вопросы конфиденциальности данных и технологические ограничения. Системы принятия

хирургических решений на основе ИИ требуют тщательной проверки в ходе клинических испытаний и регулирования со стороны таких органов, как FDA и EMA, прежде чем они могут быть широко внедрены (Shademan et al., 2016). Кроме того, крайне важно обеспечить безопасность данных и конфиденциальность пациентов, поскольку облачные хирургические платформы на базе ИИ и AR полагаются на обмен большими объемами данных и вычисления в режиме реального времени (Yang et al., 2021). Еще одной проблемой остается интерпретируемость рекомендаций, генерируемых ИИ, поскольку хирурги должны быть в состоянии понимать и проверять интраоперационные рекомендации, основанные на ИИ, чтобы обеспечить клиническую ответственность и безопасность пациентов (Hager et al., 2022).

Будущее ИИ и AR в роботизированной хирургии будет связано с большей автономностью ИИ, улучшенной интраоперационной интеллектуальной системой в режиме реального времени и расширением возможностей дистанционной хирургии. Модели прогнозной аналитики на основе ИИ будут интегрировать мультимодальную визуализацию, геномные данные конкретных пациентов и интраоперационный анализ биомаркеров в режиме реального времени, что позволит применять гиперперсонализированные хирургические подходы, адаптированные к физиологии каждого пациента (Moustris et al., 2021). Продолжающееся совершенствование платформ для дистанционной роботизированной хирургии с использованием ИИ позволит опытным хирургам выполнять высокоточные роботизированные операции на пациентах, находящихся в географически отдаленных местах, расширяя доступ к жизненно важным вмешательствам во всем мире (Atallah et al., 2020). По мере развития технологий ИИ и AR их интеграция в роботизированную хирургию

будет еще больше повышать точность, эффективность и безопасность пациентов, формируя будущее минимально инвазивных и сложных хирургических процедур.

Вызовы и этические соображения в области роботизированной хирургии на базе ИИ

Несмотря на многочисленные преимущества, роботизированная хирургия с использованием ИИ сталкивается с рядом проблем:

1. Высокая стоимость и доступность: затраты на приобретение, обслуживание и обучение, связанные с роботизированными платформами на базе ИИ, остаются непомерно высокими, что ограничивает доступ к хорошо финансируемым больницам и академическим центрам (Obermeyer et al., 2019).
2. Обучение и адаптация хирургов: хотя роботизированная хирургия обеспечивает повышенную точность, ее эффективность зависит от квалификации хирурга, что требует обширной подготовки и опыта.
3. Правовая и этическая ответственность: интеграция ИИ в хирургию вызывает правовые и этические вопросы об ответственности хирурга — если в результате рекомендации ИИ возникают осложнения, определение ответственности между системой ИИ, хирургом и производителем остается правовой «серой зоной» (Samek et al., 2017).
4. Алгоритмическая предвзятость и ограничения данных: многие модели ИИ обучаются на конкретных демографических наборах данных, что вызывает опасения по поводу того,

будут ли хирургическое планирование и рекомендации на основе ИИ одинаково эффективны для различных групп пациентов (Martin et al., 2019).

Будущее ИИ в роботизированной хирургии

Будущее ИИ в роботизированной хирургии движется в направлении автономных и полуавтономных хирургических систем, способных выполнять определенные задачи с минимальным вмешательством человека. Новые роботизированные платформы на базе ИИ обучаются самостоятельно выполнять наложение швов, закрытие ран и оттягивание тканей, что еще больше оптимизирует хирургические рабочие процессы. Кроме того, прогнозная аналитика на базе ИИ позволит проводить послеоперационную оценку рисков, при которой модели машинного обучения анализируют интраоперационные данные и факторы, специфичные для конкретного пациента, чтобы предсказать осложнения, динамику заживления и оптимальные планы реабилитации (Zhang et al., 2021).

Благодаря постоянным усовершенствованиям, роботизированная хирургия на базе ИИ будет и дальше повышать точность хирургических операций, безопасность пациентов и эффективность здравоохранения, в конечном итоге преобразуя будущее минимально инвазивных и высокоточных хирургических вмешательств.

Рисунок 1: Роботизированная хирургия на базе ИИ



ИИ в открытии и разработке лекарственных препаратов

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в открытие и разработку лекарственных средств преобразовала фармацевтическую отрасль, ускорив выявление новых потенциальных лекарственных средств, оптимизировав дизайн клинических испытаний и сократив общее время и затраты, необходимые для вывода новых терапевтических средств на рынок. Традиционная разработка лекарственных средств — это длительный и дорогостоящий процесс, который часто занимает 10–15 лет и требует миллиардных инвестиций. Высокий уровень отсева, неэффективность выявления целевых молекул и сложность прогнозирования токсичности лекарственных средств усугубляют эти проблемы. Использование ИИ в открытии лекарственных средств позволяет решить эти проблемы за счет молекулярного моделирования на основе данных, автоматизированного скрининга химических библиотек и прогнозной аналитики эффективности и безопасности лекарственных средств, что в конечном итоге способствует переходу к более эффективной и точной разработке терапевтических средств (Mak & Pichika, 2019).

ИИ на ранних этапах открытия лекарственных препаратов

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует ранние этапы открытия лекарственных препаратов, значительно ускоряя выявление, валидацию и оптимизацию новых кандидатов в лекарственные препараты. Традиционный процесс открытия лекарственных препаратов является трудоемким и ресурсоемким, часто занимающим более десяти лет и требующим миллиардов долларов для разработки одного нового терапевтического средства (Paul et al.,

2021). Подходы на основе ИИ, в частности модели машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), революционизируют эту область, улучшая идентификацию мишеней, оптимизируя молекулярный дизайн, прогнозируя взаимодействия между лекарствами и мишенями и оптимизируя доклинические испытания (Zhavoronkov et al., 2020). Используя большие данные, вычислительную биологию и автоматизацию, ИИ делает открытие лекарственных препаратов более эффективным, экономически эффективным и точным, снижая процент неудач и позволяя разрабатывать персонализированные терапевтические средства (Chan et al., 2019).

Одним из основных применений ИИ на ранних этапах открытия лекарственных препаратов является идентификация и валидация мишеней. Алгоритмы на базе ИИ анализируют наборы геномных, протеомных и транскриптомных данных для выявления новых мишеней лекарственных препаратов, связанных с путями развития заболеваний (Sanchez-Lengeling & Aspuru-Guzik, 2018). Традиционный поиск мишеней основан на экспериментальном скрининге и гипотетических подходах, которые могут быть предвзятыми и медленными. В отличие от этого, модели ИИ, обученные на крупномасштабных наборах данных омики, могут распознавать скрытые корреляции между генетическими мутациями, структурами белков и фенотипами заболеваний, что позволяет идентифицировать ранее неизвестные терапевтические мишени (BenevolentAI, 2021). Методы обработки естественного языка (NLP) на основе ИИ также анализируют научную литературу, отчеты о клинических испытаниях и биомедицинские базы данных, чтобы выявить новые мишени для лекарств и связи между заболеваниями, которые могут быть не сразу очевидны при использовании традиционных методов исследования (Ekins et al., 2019).

После определения мишени для лекарственного препарата ИИ играет решающую роль в выявлении перспективных соединений и оптимизации ведущих соединений. Традиционный процесс открытия лекарственных препаратов включает высокопроизводительный скрининг (HTS) миллионов соединений, что является дорогостоящим и трудоемким процессом. Виртуальные скрининговые модели на основе ИИ значительно ускоряют этот процесс, предсказывая, какие соединения с высокой степенью специфичности и эффективности с наибольшей вероятностью свяжутся с белком-мишенью (Stokes et al., 2020). Модели глубокого обучения, такие как графовые нейронные сети (GNN) и сверточные нейронные сети (CNN), анализируют молекулярные структуры, химические свойства и взаимодействия белков и лигандов, что позволяет открывать новые кандидаты в лекарственные препараты с высокой аффинностью связывания и благоприятными фармакокинетическими свойствами (Zhavoronkov et al., 2020). Генеративные состязательные сети (GAN), основанные на ИИ, и алгоритмы усиленного обучения дополнительно оптимизируют ведущие соединения путем проектирования новых молекул с улучшенными лекарственными свойствами, растворимостью и биодоступностью (Sanchez-Lengeling & Aspuru-Guzik, 2018).

Прогнозирование и оценка токсичности на основе ИИ также преобразуют ранние этапы открытия лекарственных препаратов. Одной из основных проблем в разработке лекарственных препаратов является неожиданная токсичность и побочные эффекты, которые приводят к высоким показателям отсева в клинических испытаниях (Paul et al., 2021). Модели количественной зависимости «структура-активность» (QSAR) на основе ИИ и алгоритмы прогнозирования токсичности *in silico* анализируют химические структуры и биологические взаимодействия, позволяя исследователям предсказывать потенциальную

токсичность и побочные эффекты до перехода соединений к доклиническим испытаниям (Chan et al., 2019). Интеграция мультиомических данных с помощью ИИ также помогает выявлять биомаркеры, связанные с реакцией на лекарства и их токсичностью, что позволяет разрабатывать более безопасные и эффективные лекарственные препараты (Stokes et al., 2020).

Еще одно революционное применение ИИ на ранних этапах открытия лекарственных средств — перепрофилирование существующих лекарств для новых показаний. Модели ИИ, обученные на базах данных по перепрофилированию лекарств, данных клинических испытаний и электронных медицинских записях (EHR), могут выявлять новые терапевтические применения уже одобренных лекарств, что значительно сокращает сроки разработки и устраняет регуляторные барьеры (Ekins et al., 2019). Перепрофилирование лекарственных средств с помощью ИИ сыграло решающую роль во время пандемии COVID-19, когда модели машинного обучения быстро определили ремдесивир и дексаметазон в качестве потенциальных средств лечения, ускорив клинические испытания и получение разрешений на экстренное применение (BenevolentAI, 2021).

Несмотря на огромный потенциал, открытие лекарственных препаратов с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем и ограничений, включая качество данных, интерпретируемость моделей и получение разрешений регулирующих органов. Модели ИИ требуют для обучения больших наборов высококачественных данных, но биомедицинские и химические наборы данных часто страдают от несогласованности, предвзятости и отсутствия информации (Paul et al., 2021). Обеспечение стандартизации, интеграции и прозрачности данных имеет решающее значение для повышения точности и обобщаемости

моделей ИИ. Кроме того, многие модели открытия лекарственных препаратов на основе ИИ функционируют как «черные ящики», что затрудняет интерпретацию и проверку их прогнозов исследователями и регулирующими органами (Chan et al., 2019). Для решения этих проблем необходимы методы объяснимого ИИ (XAI), которые позволяют исследователям понимать прогнозы, генерируемые ИИ, проверять молекулярные взаимодействия и обеспечивать безопасность при разработке лекарственных препаратов (Stokes et al., 2020).

Регуляторное одобрение является еще одной ключевой проблемой в области открытия лекарственных препаратов на основе ИИ. Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA) требуют тщательной проверки кандидатов в лекарственные препараты, созданных с помощью ИИ, посредством доклинических и клинических исследований перед их одобрением (Zhavoronkov et al., 2020). Для обеспечения безопасного и эффективного внедрения лекарственных препаратов, открытых с помощью ИИ, в клиническую практику необходимо разработать специальные нормативные рекомендации, этические рамки и протоколы проверки (Paul et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в ранних стадиях открытия лекарственных препаратов будет связано с более тесной интеграцией с мультимодальным ИИ, циклами обратной связи в режиме реального времени и персонализированным дизайном лекарственных препаратов. Цифровые модели-близнецы пациентов на основе ИИ позволят разрабатывать индивидуализированные методы лечения с учетом генетических, метаболических и экологических факторов, оптимизируя подходы к прецизионной медицине (BenevolentAI,

2021). Продолжающееся развитие роботизированной автоматизации на базе ИИ в скрининге лекарственных препаратов с высокой пропускной способностью еще больше ускорит темпы открытия новых лекарств, сократив затраты и расширив терапевтические возможности (Sanchez-Lengeling & Aspuru-Guzik, 2018). Роль ИИ в биофармацевтических исследованиях и разработках будет расти в геометрической прогрессии, определяя будущее инноваций в области лекарственных препаратов, терапии, ориентированной на пациента, и решений для здравоохранения следующего поколения.

ИИ в разработке и оптимизации лекарственных препаратов

После выявления потенциальных ведущих соединений ИИ дополнительно уточняет дизайн лекарственных средств, оптимизируя химические свойства, прогнозируя фармакокинетику и снижая побочные эффекты. Генеративные состязательные сети (GAN) на базе ИИ и модели усиленного обучения в настоящее время используются для проектирования совершенно новых молекулярных структур с желаемыми свойствами, а не только на основе существующих химических библиотек.

Одним из наиболее перспективных применений ИИ в разработке лекарственных препаратов является генерация молекул *de novo*, при которой модели глубокого обучения, такие как разработанные Insilico Medicine, генерируют новые химические структуры, адаптированные к конкретной цели. Эти соединения, сгенерированные ИИ, могут быть оптимизированы с точки зрения растворимости, биодоступности и метаболической

стабильности, что снижает вероятность неудачи на более поздних этапах разработки (Zhavoronkov et al., 2020).

Кроме того, основанные на ИИ модели прогнозирования ADMET (абсорбция, распределение, метаболизм, экскреция и токсичность) анализируют химические структуры для прогнозирования потенциальных проблем метаболизма лекарственных средств, токсических побочных эффектов и фармакодинамических взаимодействий. Это позволяет фармацевтическим компаниям на раннем этапе отсеивать неподходящие кандидаты в лекарственные средства, предотвращая дорогостоящие неудачи в клинических испытаниях (Chen et al., 2018).

ИИ в доклинических испытаниях и оптимизации клинических испытаний

Искусственный интеллект (ИИ) трансформирует доклинические испытания и оптимизацию клинических испытаний, устраняя неэффективность и высокие затраты, связанные с разработкой лекарственных средств. Традиционный процесс разработки лекарственных средств «от молекулы до таблетки» () является длительным, дорогостоящим и подверженным сбоям, с средним показателем отсева в клинических испытаниях 90% и затратами, превышающими 2,6 млрд долларов на каждый успешный препарат (Wong et al., 2019). ИИ революционизирует этот процесс, обеспечивая более быстрое, основанное на данных доклиническое тестирование, прогнозирование токсичности, оптимизацию набора пациентов и адаптивный дизайн испытаний, что значительно повышает эффективность, безопасность и соответствие нормативным требованиям (Mak et al., 2019). Используя

машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и обработку естественного языка (NLP), ИИ улучшает эксперименты *in vitro* и *in vivo*, открытие биомаркеров и анализ реальных данных, делая разработку лекарств более эффективной и рентабельной (Torol, 2020).

Одним из наиболее перспективных направлений применения ИИ в доклинических испытаниях является прогнозирование токсичности и профилирование безопасности. Традиционно оценка безопасности лекарственных средств основана на исследованиях на животных и *in vitro*, которые могут быть трудоемкими, этически спорными и не всегда применимыми к физиологии человека (Hartung, 2021). Модели прогнозирования токсичности на основе ИИ анализируют химические структуры, молекулярные взаимодействия и исторические данные о токсичности, чтобы предсказать потенциальные побочные эффекты до начала доклинических испытаний (Cao et al., 2022). Алгоритмы машинного обучения, такие как модели количественной зависимости «структура-активность» (QSAR), идентифицируют структурные особенности, связанные с гепатотоксичностью, кардиотоксичностью, нефротоксичностью и нейротоксичностью, снижая зависимость от испытаний на животных и улучшая оценку рисков на ранних стадиях (Schmidt et al., 2020). Симуляции органов на чипах на основе ИИ и интеграция мультиомических данных еще больше улучшают доклинические испытания, значимые для человека, повышая точность прогнозирования и трансляционную значимость (Ekins et al., 2019).

ИИ также оптимизирует обнаружение биомаркеров и стратификацию пациентов, что имеет решающее значение для прецизионной медицины и персонализированной терапии. Многоомический анализ на основе ИИ объединяет наборы данных геномики, протеомики,

метаболомики и транскриптомики для выявления новых прогностических биомаркеров () для прогрессирования заболеваний, реакции на лекарства и резистентности к лечению (Zhou et al., 2021). Модели глубокого обучения анализируют крупномасштабные данные о пациентах, электронные медицинские карты (EHR) и базы данных клинических испытаний для классификации подгрупп пациентов на основе молекулярных сигнатур, обеспечивая тестирование лекарств на генетически и фенотипически релевантных когортах (Siah et al., 2020). Этот подход значительно увеличивает вероятность успеха клинических испытаний за счет уменьшения межпациентной вариабельности и отбора участников, которые с наибольшей вероятностью получают пользу от исследуемой терапии (Mak et al., 2019).

В оптимизации клинических испытаний ИИ преобразует набор и удержание пациентов, два из самых больших препятствий в разработке лекарственных средств. Традиционные методы набора пациентов основаны на ручном анализе карт, базах данных конкретных учреждений и направлениях врачей, что приводит к низким показателям набора, высоким показателям отсева и отклонениям от протокола (Topol, 2020). Прогнозная аналитика на базе ИИ и алгоритмы НЛП анализируют электронные медицинские карты, генетические базы данных и социальные сети для выявления подходящих участников на основе характеристик заболевания, демографических факторов и истории болезни, что значительно ускоряет процесс набора участников (Wong et al., 2019). Чат-боты и цифровые помощники на базе ИИ повышают вовлеченность пациентов и их приверженность испытаниям, предоставляя персонализированные напоминания, отслеживая симптомы в режиме реального времени и проводя телемедицинские консультации, что снижает риск отсева участников и несоблюдения протокола (Cao et al., 2022).

Еще одним новаторским применением ИИ в оптимизации клинических испытаний является разработка адаптивных дизайнов испытаний. Традиционные рандомизированные контролируемые испытания (РКИ) являются жесткими, дорогостоящими и медленными, часто заканчиваются неудачей из-за неадекватного размера выборки, неоптимальных стратегий дозирования и неэффективных конечных точек (Schmidt et al., 2020). Адаптивные схемы испытаний на основе ИИ и байесовского подхода позволяют исследователям постоянно корректировать параметры испытаний на основе реакции пациентов в режиме реального времени, что дает возможность динамически корректировать дозировку, досрочно прекращать испытания неэффективных препаратов и быстрее определять оптимальные схемы лечения (Mak et al., 2019). Синтетические контрольные группы на базе ИИ, которые используют исторические данные клинических испытаний и реальные данные (RWE) вместо групп плацебо, еще больше снижают потребность в крупномасштабном наборе участников, ускоряя завершение испытаний и минимизируя этические проблемы, связанные с плацебо-контролируемыми исследованиями (Siah et al., 2020).

ИИ также улучшает мониторинг клинических испытаний и соблюдение нормативных требований. Традиционный мониторинг испытаний включает ручной ввод данных, посещения объектов и трудоемкие аудиты, что приводит к задержкам в выявлении проблем безопасности и отклонений от протокола (Hartung, 2021). Автоматизированные системы мониторинга испытаний на базе ИИ анализируют данные испытаний в режиме реального времени, обнаруживают аномалии и сигнализируют о потенциальных рисках для безопасности, что позволяет проактивно снижать риски и в режиме реального времени предоставлять отчеты регулирующим органам (Zhou et al., 2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ может предсказывать нежелательные явления, взаимодействие лекарственных

средств и неэффективность лечения, что позволяет исследователям принимать корректирующие меры до возникновения серьезных проблем с безопасностью (Cao et al., 2022). Эти инструменты мониторинга на основе ИИ обеспечивают более высокую степень соответствия требованиям FDA и EMA, снижая риск задержек в регулировании и прекращения испытаний (Ekins et al., 2019).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, доклинические испытания и оптимизация клинических испытаний на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем и ограничений, включая качество данных, интерпретируемость моделей и получение разрешений регулирующих органов. Модели ИИ требуют больших наборов высококачественных данных для обучения, но клинические и доклинические наборы данных часто содержат пропущенные данные, несоответствия и предвзятость (Mak et al., 2019). Для решения этих проблем необходимы стандартизированные протоколы сбора данных, безопасные механизмы обмена данными и строгая валидация прогнозов, генерируемых ИИ (Schmidt et al., 2020). Кроме того, регулирующие органы должны разработать четкие руководящие принципы для разработки лекарственных средств на основе ИИ, обеспечивающие соответствие моделей на основе ИИ стандартам безопасности, эффективности и этическим нормам перед их широким внедрением в клиническую практику (Topol, 2020).

В перспективе будущее ИИ в доклинических испытаниях и оптимизации клинических испытаний будет связано с более тесной интеграцией с реальными данными (RWD), моделями федеративного обучения и симуляциями цифровых двойников на базе ИИ. Цифровые двойники пациентов на базе ИИ позволят исследователям моделировать индивидуальные реакции на лечение, оптимизировать схемы дозирования и

прогнозировать долгосрочные результаты безопасности, улучшая подходы к персонализированной медицине (Zhou et al., 2021). Федеративные платформы обучения на базе ИИ будут способствовать межведомственному сотрудничеству без ущерба для конфиденциальности пациентов, что позволит проводить обучение ИИ в глобальном масштабе на основе разнообразных клинических наборов данных (Cao et al., 2022). По мере развития технологий ИИ их интеграция в разработку лекарственных средств и оптимизацию клинических испытаний значительно ускорит открытие спасающих жизнь терапевтических средств, снизит затраты и улучшит результаты лечения пациентов во всем мире.

ИИ в перепрофилировании лекарственных средств и реагировании на пандемии

ИИ не только ускоряет открытие новых лекарств, но и революционизирует перепрофилирование лекарств, когда существующие лекарства оцениваются на предмет новых терапевтических применений. Перепрофилирование особенно ценно в чрезвычайных ситуациях в области общественного здравоохранения, таких как пандемия COVID-19, когда критически важны решения, требующие оперативного принятия.

Во время вспышки COVID-19 усилия по перепрофилированию лекарственных средств с помощью ИИ позволили быстро выявить потенциальные противовирусные препараты путем скрининга существующих библиотек лекарственных средств на наличие соединений, активных против SARS-CoV-2. Такие компании, как BenevolentAI и Gero AI, использовали

модели машинного обучения для анализа взаимодействий между вирусом и хозяином () и прогнозирования, какие одобренные FDA лекарственные средства могут быть перепрофилированы для лечения COVID-19 (García-Vidal et al., 2021).

Помимо пандемий, усилия по перепрофилированию с помощью ИИ позволили выявить новые методы лечения нейродегенеративных заболеваний, сердечно-сосудистых заболеваний и аутоиммунных состояний путем обнаружения ранее неизвестных молекулярных мишеней и связей между лекарствами и заболеваниями (Zhou et al., 2020).

Вызовы и этические соображения в разработке лекарственных средств на основе ИИ

Несмотря на свой преобразующий потенциал, открытие лекарственных средств с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем и этических соображений:

1. Качество данных и предвзятость — модели ИИ хороши настолько, насколько хороши данные, на которых они обучены. Неполные, предвзятые или плохо аннотированные наборы данных могут привести к неточным прогнозам и снижению обобщаемости кандидатов в лекарственные препараты, созданных с помощью ИИ (Samek et al., 2017).
2. Регуляторное одобрение и прозрачность – лекарственные препараты, разработанные с помощью ИИ, должны пройти строгую клиническую валидацию, прежде чем они поступят к пациентам. Регулирующие органы, такие как FDA и EMA, все еще разрабатывают рамки для оценки молекулярных соединений, созданных с помощью ИИ (Wang et al., 2022).

3. Интеллектуальная собственность (ИС) и соединения, созданные с помощью ИИ – Правовые и этические последствия создания лекарств с помощью ИИ поднимают вопросы о патентоспособности и праве собственности на молекулы, разработанные с помощью ИИ (Obermeyer et al., 2019).

Будущее ИИ в открытии и разработке лекарственных средств

Будущее ИИ в разработке лекарственных препаратов обещает дальнейшее расширение благодаря:

- Автоматизации синтеза лекарственных средств на основе ИИ в высокопроизводительных лабораториях.
- Применение квантовых вычислений для моделирования молекулярных взаимодействий в беспрецедентном масштабе.
- Федеративных моделей обучения, позволяющих проводить безопасные межведомственные исследования лекарственных средств с сохранением конфиденциальности данных пациентов.
- Персонализированный дизайн лекарственных препаратов на основе ИИ, при котором лечение подбирается не только с учетом патологии заболевания, но и с учетом индивидуальных генетических и метаболических профилей.

Благодаря постоянным усовершенствованиям ИИ будет и дальше сокращать сроки открытия новых лекарств, снижать затраты и способствовать разработке более

эффективных и персонализированных методов лечения, открывая новую эру в области прецизионной медицины и фармацевтических инноваций.

ИИ в реабилитации и вспомогательных технологиях

Искусственный интеллект (ИИ) стал трансформирующей силой в реабилитационной медицине и вспомогательных технологиях, предлагая персонализированные, адаптивные и основанные на данных решения для улучшения мобильности, восстановления и независимости людей с ограниченными возможностями или проходящих реабилитацию после травм. Традиционные подходы к реабилитации основывались на стандартизированных протоколах терапии, которые, хотя и эффективны, часто не учитывают индивидуальные различия в тяжести травм, нейропластичности и реакции на терапию. ИИ революционизирует реабилитацию, обеспечивая персонализированную терапию высокой точности (), прогнозную аналитику, мониторинг в реальном времени и вмешательства с помощью робототехники, тем самым оптимизируя траекторию восстановления и улучшая качество жизни пациентов с неврологическими, опорно-двигательными и ортопедическими нарушениями (Winstein et al., 2019).

Робототехника на базе ИИ в реабилитационной терапии

Робототехника на базе искусственного интеллекта (ИИ) преобразует реабилитационную терапию, повышая точность, адаптивность и персонализацию планов восстановления

пациентов. Традиционная реабилитация основана на ручной физиотерапии и повторяющихся упражнениях, которые могут быть ограничены доступностью терапевтов, соблюдением режима пациентами и индивидуальным подходом к лечению. Роботизированные системы на базе ИИ решают эти проблемы, предоставляя биомеханическую обратную связь в режиме реального времени, адаптивную помощь в движении и прогнозы восстановления на основе ИИ, что позволяет создавать более эффективные, результативные и персонализированные программы реабилитации (Chen et al., 2021). Эти интеллектуальные системы помогают в лечении нервно-мышечных расстройств, травм спинного мозга, восстановлении после инсульта и реабилитации опорно-двигательного аппарата, оптимизируя результаты лечения пациентов с помощью терапевтических стратегий, основанных на данных (Krebs & Volpe, 2019).

Одним из ключевых преимуществ робототехники на базе искусственного интеллекта в реабилитационной терапии является адаптивное обучение двигательным навыкам и улучшение нейропластичности. Роботизированные экзоскелеты и реабилитационные устройства на базе искусственного интеллекта интегрируют алгоритмы машинного обучения (ML), которые анализируют паттерны движений пациента, задействованные мышцы и показатели производительности в режиме реального времени, чтобы персонализировать интенсивность терапии, уровни сопротивления и повторения движений (Huang et al., 2022). Эти роботизированные системы постоянно адаптируются к прогрессу и биомеханике пациента, обеспечивая, чтобы терапия оставалась сложной, но достижимой, способствуя более быстрой нервно-мышечной адаптации и восстановлению функций (Mehrholtz et al., 2020). Модели прогнозной аналитики на базе ИИ оценивают прогресс каждого пациента и корректируют стратегии реабилитации, обеспечивая, чтобы терапия

оставалась адаптированной к индивидуальным потребностям (Reinkensmeyer & Housman, 2020).

Роботизированные экзоскелеты и носимые реабилитационные системы на базе ИИ значительно улучшают мобильность и восстановление двигательных функций у пациентов с параличом, вызванным инсультом, травмами спинного мозга и дегенеративными нервно-мышечными расстройствами. Роботизированные экзоскелеты, такие как EksoGT и ReWalk, интегрируют алгоритмы ИИ, которые анализируют данные о походке в режиме реального времени, обнаруживают недостатки движений и оптимизируют помощь при ходьбе (Huang et al., 2022). Эти носимые роботы с искусственным интеллектом позволяют пациентам заново научиться ходить с помощью повторяющихся упражнений, стимулирующих нейропластичность и восстановление функциональных двигательных навыков (Krebs & Volpe, 2019). Механизмы активной помощи на базе искусственного интеллекта динамически адаптируют уровень помощи робота, позволяя пациентам постепенно восстанавливать произвольный двигательный контроль и предотвращая компенсаторные движения, которые могут помешать выздоровлению (Mehrholz et al., 2020).

Системы реабилитации верхних конечностей с помощью роботов на базе ИИ также преобразуют восстановление после инсульта и тренировку моторных навыков. Такие устройства, как MIT-Manus и Armeo Spring, используют модели прогнозирования движений на базе ИИ, чтобы помочь пациентам в выполнении задач по достижанию, захвату и координации мелких движений, необходимых для восстановления повседневной функциональной независимости (Reinkensmeyer & Housman, 2020). Датчики силы на базе ИИ и анализ электромиографии (ЭМГ) определяют уровень активации мышц, позволяя

роботизированным рукам оказывать индивидуальную помощь и предотвращать перенапряжение и усталость мышц (Chen et al., 2021). Усовершенствованные системы тактильной обратной связи на базе ИИ дополнительно улучшают обучение моторным навыкам, предоставляя сенсорные сигналы в режиме реального времени, повышая точность и координацию движений (Huang et al., 2022).

Еще одним ключевым нововведением в реабилитации с помощью ИИ является интеграция когнитивно-моторной терапии, особенно для перенесших инсульт и пациентов с нейродегенеративными заболеваниями, такими как болезнь Паркинсона и рассеянный склероз. Роботизированные системы с интегрированным интерфейсом «мозг-компьютер» (BCI) на базе ИИ позволяют пациентам управлять роботизированными реабилитационными устройствами с помощью нервной активности, способствуя восстановлению связи между мозгом и мышцами (Krebs & Volpe, 2019). Модели нейрофидбэка на основе ИИ и ЭЭГ обнаруживают паттерны активации мозга, связанные с намерением движения, что позволяет роботизированным системам помогать в выполнении движений в режиме реального времени, усиливая функциональную реорганизацию мозга и восстановление на основе нейропластичности (Chen et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ программы когнитивно-моторного тренинга также используют виртуальную реальность (VR) и дополненную реальность (AR), позволяя пациентам участвовать в иммерсивных реабилитационных упражнениях, которые одновременно улучшают внимание, координацию и моторный контроль (Mehrholz et al., 2020).

Персонализированные планы реабилитации на основе ИИ также улучшают долгосрочные результаты лечения пациентов и их приверженность терапии. Традиционные программы

реабилитации часто следуют стандартизированным протоколам лечения, которые могут не подходить всем пациентам. Алгоритмы ИИ анализируют большие наборы данных о траекториях восстановления пациентов, клинических оценках и кинематике движений, чтобы сгенерировать персонализированные планы терапии, которые динамически развиваются в зависимости от прогресса пациента (Reinkensmeyer & Housman, 2020). Приложения для мониторинга реабилитации на базе ИИ и платформы телемедицины позволяют дополнительно корректировать терапию на расстоянии, обеспечивая пациентам возможность получать рекомендации и обратную связь в режиме реального времени даже за пределами клиники (Huang et al., 2022).

Несмотря на значительные преимущества, робототехника на базе ИИ в реабилитационной терапии сталкивается с проблемами, связанными с доступностью, доступностью и этическими соображениями. Высокая стоимость робототехнических реабилитационных устройств и терапевтических платформ на базе ИИ может ограничить их широкое внедрение, особенно в условиях ограниченных ресурсов здравоохранения (Krebs & Volpe, 2019). Кроме того, долгосрочная эффективность реабилитации на основе ИИ по сравнению с традиционными методами лечения под руководством терапевта требует дальнейшей клинической проверки в ходе крупномасштабных испытаний (Mehrholz et al., 2020). Необходимо также решить этические проблемы, связанные с конфиденциальностью данных пациентов, прозрачностью решений ИИ и моделями сотрудничества между терапевтом и ИИ, чтобы ИИ дополнял, а не заменял опыт человека в реабилитации (Chen et al., 2021).

В перспективе будущее робототехники на базе ИИ в реабилитационной терапии будет связано с большей автономностью ИИ, улучшенным биомеханическим мониторингом в реальном времени и усовершенствованными моделями взаимодействия пациента и робота. Самообучающиеся роботизированные реабилитационные устройства на базе ИИ будут постоянно совершенствовать свои терапевтические алгоритмы на основе реальных данных о пациентах, что позволит проводить точную реабилитацию с учетом индивидуальных потребностей (Huang et al., 2022). Интеграция нейронных интерфейсов, усовершенствованных с помощью ИИ, и мягкой робототехники еще больше улучшит адаптивные реабилитационные решения, обеспечив естественную помощь в передвижении пациентам с параличом и тяжелыми двигательными нарушениями (Reinkensmeyer & Housman, 2020). По мере развития технологий ИИ робототехника на базе ИИ будет играть все более важную роль в реабилитационной медицине, предоставляя основанные на данных, персонализированные и высокоэффективные решения для восстановления, которые улучшают независимость, мобильность и качество жизни пациентов.

Нейрореабилитация с использованием искусственного интеллекта и интерфейсы «мозг-компьютер» (BCI)

Нейрореабилитация с использованием искусственного интеллекта (ИИ) и интерфейсы «мозг-компьютер» (BCI) революционизируют лечение неврологических расстройств, восстановление после инсульта, травм спинного мозга и двигательных нарушений. Традиционная нейрореабилитация основана на физиотерапии, фармакологических вмешательствах, а также вспомогательных устройствах, но эти подходы часто не

позволяют полностью восстановить утраченные функции из-за ограниченной стимуляции нейропластичности и непостоянного соблюдения режима лечения пациентами (Lebedev & Nicolelis, 2017). Технологии BCI на базе ИИ в сочетании с робототехникой, машинным обучением (ML) и нейровизуализацией теперь позволяют осуществлять прямую коммуникацию между мозгом и машиной, адаптировать терапию к индивидуальным потребностям и получать нейрообратную связь в режиме реального времени, что значительно улучшает восстановление двигательных функций, когнитивные функции и независимость пациентов (Biasiucci et al., 2018).

Одним из наиболее значительных прорывов в области нейрореабилитации с использованием ИИ является разработка интерфейсов «мозг-компьютер» (BCI), которые устанавливают прямые каналы связи между мозгом и внешними устройствами (Shih et al., 2012). БКИ на базе ИИ используют электроэнцефалографию (ЭЭГ), функциональную ближнюю инфракрасную спектроскопию (fNIRS) и инвазивную электрокортикографию (ECoG) для декодирования паттернов нейронной активности и преобразования их в двигательные команды, управление роботизированными конечностями или цифровые сигналы связи (He et al., 2020). Эти системы позволяют парализованным пациентам управлять протезами конечностей, экзоскелетами и вспомогательными устройствами с помощью команд, управляемых мыслями, восстанавливая утраченные двигательные функции с большей точностью и автономностью (Wolpaw & Wolpaw, 2012).

ИИ играет важную роль в улучшении декодирования сигналов и адаптивности в реальном времени в BCI. Традиционные системы BCI часто страдают от высокого уровня шума, низкой стабильности сигналов и изменчивости мозговой активности в разных сеансах (Ang

et al., 2015). Модели глубокого обучения (DL) на основе ИИ, сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN) значительно улучшают обработку ЭЭГ и нейронных сигналов, позволяя более точно классифицировать двигательные намерения, когнитивные состояния и сенсорную обратную связь (Kumar et al., 2021). Эти ИИ-управляемые БЦИ непрерывно обучаются на основе индивидуальных паттернов нейронной активности пациентов, адаптируясь к индивидуальным нейрофизиологическим различиям () и со временем улучшая точность декодирования сигналов (Jeong et al., 2020).

Одно из наиболее перспективных применений БЦИ на базе ИИ — реабилитация после инсульта и восстановление двигательных функций. Инсульт часто приводит к частичной или полной потере произвольного двигательного контроля, что требует обширной нейрореабилитации для переобучения мозговых сетей (Biasiucci et al., 2018). БКИ на базе ИИ в сочетании с роботизированными экзоскелетами и функциональной электрической стимуляцией (ФЭС) позволяют перенесшим инсульт людям восстановить движения конечностей за счет прямой связи между мозговой активностью, активацией мышц и роботизированной помощью (Ang et al., 2015). Тренировка двигательных образов с помощью BCI на базе ИИ позволяет пациентам визуализировать движения, вызывая нейропластичность в реальном времени и реорганизацию сенсомоторных путей, что приводит к улучшению функциональных результатов (Remsik et al., 2022).

Системы нейрофидбэка с замкнутым циклом на базе искусственного интеллекта еще больше улучшают когнитивную и моторную реабилитацию. Эти системы используют мониторинг мозговой активности в режиме реального времени, чтобы мгновенно давать обратную связь о попытках движения, когнитивных показателях и эмоциональной

регуляции (López-Larraz et al., 2018). Улучшенные с помощью ИИ алгоритмы адаптивной нейрореабилитации персонализируют стратегии реабилитации, корректируя сложность заданий, интенсивность стимуляции и схемы упражнений в зависимости от прогресса пациента и маркеров нейропластичности (He et al., 2020). Этот подход показал многообещающие результаты в улучшении внимания, памяти и исполнительных функций у пациентов с черепно-мозговыми травмами (ЧМТ), рассеянным склерозом и нейродегенеративными заболеваниями (Kumar et al., 2021).

Еще одно революционное применение БКИ с ИИ — реабилитация при травмах спинного мозга (ТСМ). БКИ на базе ИИ позволяют парализованным пациентам восстановить движения, обходя повреждения спинного мозга и напрямую связывая моторные сигналы коры головного мозга с внешними приводами или устройствами нервно-мышечной стимуляции (Remsik et al., 2022). В настоящее время разрабатываются передовые интерфейсы мозг-спинной мозг (BSCI) на базе ИИ, которые позволяют восстановить связь надспинальных двигательных команд с периферической нервной системой, восстанавливая контроль над произвольными движениями даже у пациентов с полным повреждением спинного мозга (López-Larraz et al., 2018). Прогнозные модели на базе ИИ анализируют паттерны нейронной активности, предсказывая намеченные движения и оптимизируя двигательную активность, повышая точность и эффективность восстановления двигательных функций (Jeong et al., 2020).

Усовершенствованные с помощью ИИ БКИ также улучшают коммуникативные способности пациентов с тяжелыми нервно-мышечными расстройствами, такими как амиотрофический латеральный склероз (АЛС), синдром «запертого человека» (LIS) и

прогрессирующий паркинсонизм. Традиционные вспомогательные устройства для коммуникации основаны на отслеживании движения глаз или остаточных мышечных движениях, но БКИ на базе ИИ позволяют пациентам составлять текст, управлять цифровыми устройствами и взаимодействовать с окружающей средой, используя только свою мозговую активность (Wolpaw & Wolpaw, 2012). Усовершенствованные ИИ алгоритмы синтеза речи и НЛП декодируют нейронные представления речи, позволяя людям с полным параличом генерировать беглую речь, управляемую мозгом, в режиме реального времени (Jeong et al., 2020).

Несмотря на эти достижения, нейрореабилитация и БЦИ на базе ИИ сталкиваются с рядом проблем и ограничений, включая изменчивость сигналов, адаптацию пользователей, получение разрешений регулирующих органов и этические вопросы. Нейронные сигналы по своей природе являются шумными и подвержены изменчивости из-за изменений психического состояния, усталости и размещения электродов (Ang et al., 2015). Адаптивные модели обучения на основе ИИ решают эту проблему путем постоянной перекалибровки алгоритмов BCI с учетом индивидуальных нейронных колебаний пользователя (Biasiucci et al., 2018). Однако широкое клиническое внедрение BCI на базе ИИ требует тщательной валидации в ходе крупномасштабных клинических испытаний и соблюдения нормативных требований, таких как руководящие принципы FDA и EMA (He et al., 2020).

Этические соображения также играют важную роль в области ИИ-усиленных БЦИ и нейрореабилитации. Вопросы, связанные с конфиденциальностью данных пациентов, безопасностью нейронных данных и потенциальной предвзятостью ИИ при обработке сигналов БЦИ, должны быть решены, чтобы обеспечить прозрачность, безопасность и

этическую соответствие технологий БЦИ принципам автономии пациентов (Remsik et al., 2022). Кроме того, необходимо дальнейшее изучение долгосрочного психологического воздействия БЦИ на базе ИИ, особенно в области протезов, управляемых мозгом, и когнитивного улучшения, чтобы предотвратить этические дилеммы, связанные с интеграцией человека и машины (López-Larraz et al., 2018).

В перспективе будущее нейрореабилитации и БЦИ с использованием ИИ будет связано с большей автономностью ИИ, улучшенной обработкой нейронных сигналов в реальном времени и усовершенствованным нейроадаптивным обучением. Самообучающиеся БЦИ на базе ИИ будут постоянно совершенствовать свои модели интерпретации сигналов мозга, что позволит повысить точность управления нейропротезами и когнитивных возможностей (Jeong et al., 2020). Разработка методов нейростимуляции на основе ИИ, таких как транскраниальная магнитная стимуляция (ТМС) с замкнутым контуром и транскраниальная стимуляция постоянным током (тДКС), будет способствовать дальнейшему совершенствованию реабилитационных стратегий, основанных на нейропластичности (Kumar et al., 2021). Облачные платформы BCI с интегрированным ИИ позволят осуществлять глобальное сотрудничество в области нейрореабилитационных исследований, способствуя разработке персонализированных, основанных на данных терапевтических решений для пациентов во всем мире (Lebedev & Nicolelis, 2017).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в нейрореабилитацию и BCI будет играть все более важную роль в восстановлении двигательных функций, когнитивных способностей и коммуникации пациентов с неврологическими нарушениями, что в

конечном итоге повысит качество жизни и независимость благодаря точной медицине, основанной на данных и усовершенствованной с помощью ИИ.

ИИ в протезировании и вспомогательных устройствах

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует протезирование и вспомогательные устройства, обеспечивая большую мобильность, автономность и персонализированную реабилитацию для людей с потерей конечностей или двигательными нарушениями. Традиционные протезы и вспомогательные устройства исторически опирались на механические конструкции с ограниченной адаптивностью, часто требующие ручной настройки и предлагающие минимальную реакцию в режиме реального времени (Resnik et al., 2018). Машинное обучение (ML) на основе ИИ, глубокое обучение (DL) и технологии нейронных интерфейсов теперь позволяют разрабатывать интеллектуальные протезы и вспомогательные системы, которые интегрируют сенсорную обратную связь в реальном времени, прогнозирующее управление и улучшенное взаимодействие с пользователем, что значительно повышает функциональность, комфорт и качество жизни (Cary et al., 2020).

Одним из наиболее революционных применений ИИ в протезировании является интеллектуальное миоэлектрическое управление, которое позволяет людям с ампутированными конечностями управлять бионическими конечностями с помощью сигналов мышц. Традиционные миоэлектрические протезы основаны на распознавании паттернов по сигналам поверхностной электромиографии (sEMG), но эти системы могут быть ограничены нестабильностью сигналов, шумом и индивидуальными особенностями

пользователей (Castellini et al., 2020). Модели глубокого обучения на базе ИИ, такие как сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN), значительно улучшают декодирование сигналов ЭМГ, позволяя осуществлять более интуитивное и точное управление движениями (Muceli et al., 2019). Эти алгоритмы адаптивного управления на базе ИИ обучаются на индивидуальных мышечных паттернах пользователей, улучшая силу захвата, ловкость и тонкий моторный контроль в режиме реального времени, что позволяет пользователям выполнять сложные задачи с большей легкостью и точностью (Resnik et al., 2018).

ИИ также играет важную роль в интеграции сенсорной обратной связи для протезов конечностей. Традиционные протезы не обладают сенсорным восприятием, что затрудняет пользователям оценку давления, температуры или положения протеза (Schofield et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ нейропротезные системы теперь включают тактильную обратную связь, датчики искусственной кожи и обработку сигналов в реальном времени на основе ИИ, что позволяет пользователям ощущать прикосновения, проприоцепцию и температуру посредством нервной стимуляции (Tan et al., 2021). Тактильные датчики на базе ИИ обнаруживают давление и текстуру объектов, передавая сигналы в реальном времени в нервную систему пользователя посредством неинвазивной стимуляции нервов или имплантированных интерфейсов, что значительно улучшает функциональную адаптацию и сенсорную интеграцию (Valle et al., 2020).

Еще одним прорывом в области протезов на базе ИИ является разработка протезов конечностей, управляемых интерфейсом «мозг-компьютер» (BCI), которые позволяют напрямую управлять искусственными конечностями с помощью мысли. Традиционные

механизмы управления протезами требуют сигналов активации мышц, что может быть сложно для людей с высоким уровнем ампутации или с травмами спинного мозга (Ajiye et al., 2017). ИИ-управляемые BCI используют электроэнцефалографию (ЭЭГ), электрокортикографию (ЭКГ) и алгоритмы машинного обучения для декодирования паттернов нейронной активности, связанных с намерениями движения конечностей, что позволяет пользователям управлять роботизированными протезами с помощью одних только нейронных команд (Pandarinath et al., 2019). Адаптивные модели обучения в реальном времени на базе ИИ постоянно совершенствуют декодирование сигналов BCI, улучшая время отклика, точность движений и адаптацию пользователя, что позволяет обеспечить более естественное и плавное управление протезами (Schofield et al., 2021).

Усовершенствованные с помощью ИИ протезы нижних конечностей и экзоскелеты значительно улучшают мобильность людей с ампутациями нижних конечностей, параличом и нервно-мышечными расстройствами. Интеллектуальные протезы коленного и голеностопного суставов на базе ИИ, такие как C-Leg от Ottobock и Proprio Foot от Össur, объединяют в себе анализ походки на базе ИИ и алгоритмы прогнозирования движений, автоматически адаптируясь к походке пользователя, изменениям рельефа и распределению веса (Cary et al., 2020). Роботизированные экзоскелеты на базе ИИ, такие как Ekso Bionics и ReWalk, используют модели глубокого обучения с подкреплением, чтобы помочь парализованным людям восстановить способность ходить, динамически адаптируясь к реакции мышц в реальном времени и оптимизируя механику переноса веса для улучшения баланса и устойчивости (Valle et al., 2020).

Помимо протезов, ИИ способствует развитию вспомогательных устройств для людей с нарушениями зрения и физическими ограничениями, улучшая их самостоятельность и мобильность. Системы компьютерного зрения на базе ИИ, носимые датчики и технологии распознавания речи позволяют разрабатывать интеллектуальные вспомогательные устройства, которые обеспечивают распознавание окружающей среды в режиме реального времени, распознавание объектов и обход препятствий (Castellini et al., 2020). Умные очки на базе ИИ, такие как Envision AI и OrCam MyEye, используют распознавание изображений на основе глубокого обучения и преобразование текста в речь, что позволяет людям с нарушениями зрения читать печатный текст, распознавать лица и ориентироваться в сложных условиях с большей степенью самостоятельности (Schofield et al., 2021). Интеллектуальные инвалидные коляски с навигацией в реальном времени и обнаружением препятствий, такие как интеллектуальная система инвалидных колясок LUCI, используют компьютерное зрение и датчики LiDAR, чтобы помочь пользователям обходить препятствия, сохранять равновесие и безопасно перемещаться в помещениях и на улице (Cary et al., 2020).

Технологии индивидуальной настройки и 3D-печати на базе ИИ также революционизируют дизайн и производство протезов конечностей. Традиционные протезы часто дорогостоящи, их производство требует много времени и сложно адаптировать к индивидуальным потребностям пользователей (Muceli et al., 2019). 3D-сканирование на базе ИИ и алгоритмы генеративного проектирования позволяют быстро изготавливать протезы с учетом индивидуальных особенностей пациента, оптимизируя их вес, структуру и посадку на основе биомеханического анализа и индивидуальных моделей движений (Tan et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ бионические конечности, напечатанные на 3D-принтере, такие

как те, что разработаны Open Bionics, представляют собой доступную, легкую и высокофункциональную альтернативу традиционным протезам (), делая передовые протезные технологии более доступными для широких слоев населения (Valle et al., 2020).

Несмотря на свое преобразующее воздействие, протезы и вспомогательные устройства на базе ИИ сталкиваются с рядом проблем, включая высокую стоимость, необходимость получения разрешений регулирующих органов и вопросы конфиденциальности данных. Интеллектуальные протезы и нейропротезные системы на базе ИИ требуют передовых датчиков, алгоритмов машинного обучения и нейронных интерфейсов с высокой пропускной способностью, что увеличивает производственные затраты и ограничивает доступность в условиях ограниченных ресурсов (Resnik et al., 2018). Кроме того, для обеспечения надежности и удобства использования пациентами необходимо провести дополнительные исследования долговечности и требований к обслуживанию протезов на базе ИИ (Cary et al., 2020). Регулирующие органы, такие как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), требуют проведения обширных клинических испытаний и оценок безопасности, прежде чем протезы и вспомогательные устройства на базе ИИ смогут получить широкое распространение (Schofield et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в протезах и вспомогательных устройствах будет связано с большей автономностью ИИ, улучшенной нейронной интеграцией и повышенной адаптивностью к пользователю в режиме реального времени. Самообучающиеся протезы на базе ИИ будут постоянно совершенствовать прогнозирование движений и модели адаптации к пользователю, что позволит сделать управление все более естественным и

интуитивным (Tan et al., 2021). Интеграция тактильной обратной связи на базе ИИ, технологии BCI и биоинженерных материалов нового поколения еще больше улучшит сенсорное восприятие, двигательные функции и адаптивность протезов, стирая грань между биологическими и искусственными конечностями (Ajiboye et al., 2017). Помощническая робототехника на базе ИИ будет продолжать развиваться, обеспечивая большую независимость, мобильность и качество жизни людям с физическими ограничениями и сенсорными нарушениями (Valle et al., 2020).

По мере развития технологий ИИ протезы и вспомогательные устройства будут становиться все более интеллектуальными, отзывчивыми и персонализированными, что приведет к революции в реабилитационной медицине, поддержке людей с ограниченными возможностями и интеграции человека и машины, в конечном итоге переопределив будущее вспомогательных медицинских решений во всем мире.

ИИ в речевой и когнитивной реабилитации

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует речевую и когнитивную реабилитацию за счет повышения персонализации терапии, обратной связи с пациентами в режиме реального времени и адаптивных моделей обучения для людей с неврологическими расстройствами, черепно-мозговыми травмами, афазией, связанной с инсультом, и нейродегенеративными заболеваниями, такими как болезнь Альцгеймера и Паркинсона (Kumar et al., 2021). Традиционная речевая и когнитивная терапия основана на ручной оценке, вмешательстве терапевта и стандартизированных упражнениях, которые могут быть трудоемкими,

субъективными и ограниченными доступностью терапевта (Coyle et al., 2020). Модели машинного обучения (ML), глубокого обучения (DL) и обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ устраняют эти ограничения, предоставляя автоматическое распознавание речи, программы когнитивного тренинга на базе ИИ и системы нейрофидбэка в режиме реального времени, что значительно улучшает результаты лечения пациентов, доступность терапии и долгосрочную нейропластичность (Benitez-Andonegui et al., 2022).

Модели распознавания речи и обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ революционизируют реабилитацию речи у людей с афазией, дизартрией и другими нарушениями речи. Традиционная логопедическая терапия часто включает повторяющиеся артикуляционные упражнения, тренировки беглости речи и ручную коррекцию произношения, что требует постоянного наблюдения терапевта и личных сеансов (Zevin et al., 2020). Алгоритмы распознавания речи на базе ИИ, такие как системы автоматического распознавания речи (ASR) на основе глубокого обучения, могут анализировать фонетическую артикуляцию, тон голоса и ритм речи, предоставляя пациентам мгновенную обратную связь о четкости, произношении и беглости речи (Kumar et al., 2021). Эти платформы реабилитации речи на базе ИИ используют адаптивные модели обучения для регулирования уровней сложности, предоставления корректирующих подсказок и отслеживания долгосрочных результатов, обеспечивая индивидуальный подход к терапии и ее соответствие потребностям каждого пациента (Coyle et al., 2020).

Одним из наиболее значительных достижений в области логопедической терапии на базе ИИ является использование голосовых помощников на базе ИИ для непрерывной терапевтической поддержки. Виртуальные логопеды на базе ИИ используют понимание

естественного языка (NLU) и глубокое обучение с подкреплением, чтобы вовлечь пациентов в интерактивные речевые упражнения, расширение словарного запаса и тренировку произношения (González-García et al., 2021). Эти усовершенствованные с помощью ИИ речевые помощники могут имитировать естественные разговоры, помогая людям с нарушениями речи восстановить навыки устного общения в спокойной обстановке, в удобном для них темпе (Zevin et al., 2020). Приложения для логопедической терапии на базе ИИ, такие как Lingraphica, Speechify и Voiceitt, позволяют пациентам выполнять структурированные речевые упражнения дома, что снижает зависимость от личных сеансов терапии и улучшает показатели восстановления речи в долгосрочной перспективе (Benitez-Andonegui et al., 2022).

ИИ также делает значительные успехи в когнитивной реабилитации, особенно для людей с нарушениями памяти, исполнительными дисфункциями и расстройствами внимания после инсульта, черепно-мозговых травм и нейродегенеративных заболеваний (Tarnanas et al., 2021). Традиционная когнитивная терапия основана на стандартизированных бумажных тестах и повторяющихся когнитивных упражнениях, которые могут не учитывать индивидуальные особенности когнитивных функций (Coyle et al., 2020). Когнитивные программы на базе ИИ с использованием методов глубокого обучения () используют модели глубокого обучения и обучения с подкреплением, чтобы динамически адаптировать сложность заданий, темп обучения и стратегии вмешательства в зависимости от когнитивных способностей конкретного пациента (Kumar et al., 2021). Эти платформы когнитивной реабилитации на базе ИИ предоставляют персонализированные упражнения, направленные на сохранение памяти, решение проблем, концентрацию внимания и

исполнительные функции, оптимизируя нейропластичность и улучшая восстановление когнитивных функций (Benitez-Andonegui et al., 2022).

Одним из наиболее перспективных применений ИИ в когнитивной реабилитации является интеграция интерфейсов «мозг-компьютер» (BCI) и нейробиологической обратной связи. Системы нейробиологической обратной связи на основе ИИ и ЭЭГ отслеживают мозговую активность и когнитивную вовлеченность в режиме реального времени, позволяя пациентам визуализировать свои когнитивные способности и получать немедленную обратную связь (González-García et al., 2021). Адаптивные алгоритмы обучения на основе ИИ используют эти данные о мозговой активности в реальном времени для динамической корректировки когнитивных упражнений, обеспечивая постоянную вовлеченность, заинтересованность и мотивацию пациентов на протяжении всего периода реабилитации (Tarnanas et al., 2021). Этот подход продемонстрировал значительный успех в улучшении контроля внимания, рабочей памяти и когнитивной гибкости у людей, восстанавливающихся после черепно-мозговых травм и когнитивных нарушений, связанных с инсультом (Coyle et al., 2020).

Когнитивная реабилитация с помощью виртуальной реальности (VR) и дополненной реальности (AR) на базе ИИ еще больше трансформирует терапию, создавая иммерсивные интерактивные среды для тренировки памяти, улучшения пространственного восприятия и развития навыков решения проблем (Tarnanas et al., 2021). Программы реабилитации с использованием ИИ и VR позволяют пациентам участвовать в симуляциях реальной жизни, таких как навигация по виртуальному продуктовому магазину или вспоминание предметов в цифровой среде, способствуя восстановлению функциональных когнитивных навыков

через опытное обучение (González-García et al., 2021). Наложения AR на основе ИИ предоставляют подсказки и сигналы в режиме реального времени, помогая людям с деменцией и нарушениями памяти, связанными с деменцией (), управлять повседневными действиями и улучшать навыки самостоятельной жизни (Benitez-Andonegui et al., 2022).

ИИ также играет важную роль в прогнозной аналитике для выявления когнитивного снижения и раннего вмешательства. Модели машинного обучения, обученные на данных продольных когнитивных оценок, речевых паттернов и нейровизуальных биомаркеров, могут выявлять ранние признаки когнитивного снижения, связанного с болезнью Альцгеймера, болезнью Паркинсона и легким когнитивным нарушением (MCI) (Zevin et al., 2020). Инструменты анализа речи и языка на базе ИИ обнаруживают тонкие лингвистические маркеры когнитивных нарушений, такие как паузы, затруднения с подбором слов и синтаксические ошибки, что позволяет проводить раннюю диагностику и принимать проактивные меры вмешательства (Kumar et al., 2021). Алгоритмы прогнозирования на основе ИИ анализируют мультимодальные данные пациентов, включая генетические факторы риска и переменные образа жизни, для создания персонализированных оценок когнитивного здоровья, которые помогают врачам разрабатывать целевые планы профилактики и лечения (Tarnanas et al., 2021).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, реабилитация речи и когнитивных функций с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, интерпретируемостью моделей ИИ и барьерами доступности. Реабилитационные платформы на базе ИИ требуют для обучения высококачественных крупномасштабных наборов данных, но клинические и речевые

данные часто содержат вариативность и предвзятость, что может повлиять на обобщаемость моделей для различных групп населения (Benitez-Andonegui et al., 2022). Обеспечение прозрачности принятия решений ИИ, этичного использования данных и соблюдения нормативных требований, таких как HIPAA и GDPR, имеет решающее значение для широкого внедрения технологий реабилитации на основе ИИ и доверия пациентов к ним (Coyle et al., 2020).

В перспективе будущее ИИ в области речевой и когнитивной реабилитации будет связано с большей автономностью ИИ, когнитивным мониторингом в режиме реального времени и персонализированными нейроадаптивными моделями обучения. Мультимодальные платформы когнитивного здоровья на базе ИИ- , будут интегрировать распознавание речи, визуализацию мозга и биометрические датчики для создания комплексных инструментов когнитивной оценки в режиме реального времени (González-García et al., 2021). Цифровые терапевтические средства на базе ИИ позволят проводить дистанционную речевую и когнитивную реабилитацию под контролем ИИ, расширяя доступ к лечению для малообеспеченных слоев населения и повышая приверженность терапии (Zevin et al., 2020). По мере развития ИИ его интеграция в неврологическую реабилитацию значительно улучшит восстановление речи, когнитивные функции и долгосрочную нейропластичность, что в конечном итоге повысит автономность пациентов и качество их жизни.

Вызовы и этические соображения в реабилитации на основе ИИ

Хотя реабилитационные технологии на базе ИИ могут преобразовать уход за пациентами, необходимо решить ряд проблем и этических вопросов:

1. Доступность и стоимость — многие вспомогательные устройства и реабилитационные платформы на базе ИИ являются дорогостоящими и недоступными, что ограничивает доступ для пациентов в условиях ограниченных ресурсов (Obermeyer et al., 2019).
2. Конфиденциальность и безопасность данных — системы ИИ, основанные на нейронных данных, отслеживании движений и анализе речи, вызывают опасения по поводу конфиденциальности пациентов и этического использования данных (Samek et al., 2017).
3. Контроль со стороны человека и доверие — несмотря на то, что ИИ улучшает реабилитацию, терапевты-люди по-прежнему играют важную роль в предоставлении индивидуального ухода, эмоциональной поддержки и мотивации. Чрезмерная зависимость от автоматизации на базе ИИ может привести к этическим дилеммам в балансе между человеческим опытом и вмешательством с помощью машин (Leaman & La, 2017).

Будущее ИИ в реабилитации и вспомогательных технологиях

Будущее реабилитации на основе ИИ, вероятно, будет включать:

- Системы биологической обратной связи на базе ИИ, обеспечивающие мониторинг нервной и физиологической деятельности в режиме реального времени.

- Интеграцию мозга и ИИ для улучшенного управления вспомогательными устройствами, устраняя разрыв между мыслью и действием.
- Прогнозирующие модели реабилитации, которые предсказывают долгосрочные результаты лечения пациентов и динамически корректируют протоколы терапии.
- Технологии распознавания эмоций на базе ИИ для поддержки психического здоровья и социальной реинтеграции пациентов, проходящих реабилитацию.

Благодаря постоянным инновациям ИИ будет еще больше персонализировать реабилитационные методы лечения, повысить независимость пациентов и улучшить доступность, что в конечном итоге изменит жизнь людей с физическими и когнитивными нарушениями.

IV. ИИ в управлении здравоохранением и общественном здравоохранении

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в управление здравоохранением и общественное здравоохранение революционизирует работу систем здравоохранения, повышая эффективность, оптимизируя распределение ресурсов, улучшая эпидемиологический надзор и персонализируя медицинские вмешательства. Прогнозная аналитика на базе ИИ, автоматизированная поддержка принятия решений () и модели машинного обучения оптимизируют работу больниц, снижают затраты на здравоохранение и повышают качество ухода за пациентами. В области общественного здравоохранения ИИ играет важную роль в эпидемиологическом моделировании, раннем выявлении

заболеваний и планировании политики в области здравоохранения, позволяя правительствам и организациям здравоохранения проактивно реагировать на возникающие угрозы здоровью (Jiang et al., 2021).

ИИ в управлении здравоохранением

1. ИИ для управления больницами и медицинскими учреждениями

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует управление больницами и медицинскими учреждениями за счет оптимизации распределения ресурсов, потока пациентов, прогнозной аналитики и операционной эффективности. Традиционное управление больницами основано на ручном планировании, реактивном принятии решений и административном контроле, что часто приводит к неэффективности, растрате ресурсов и операционным узким местам (Jiang et al., 2021). Машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и прогнозное моделирование на основе ИИ в настоящее время трансформируют логистику больниц, управление персоналом, финансовые операции и координацию ухода за пациентами, что приводит к повышению эффективности, снижению затрат и улучшению результатов лечения (Topol, 2019).

Одним из наиболее эффективных применений ИИ в управлении больницами является прогнозная аналитика для оптимизации потока пациентов и загрузки коек. Модели прогнозирования спроса на основе ИИ анализируют исторические показатели госпитализации, сезонные тенденции заболеваемости и схемы посещения отделений неотложной помощи (ER) для прогнозирования потребностей больниц в мощностях и

потока пациентов (Zhang et al., 2020). Благодаря интеграции данных электронных медицинских карт в режиме реального времени и статистики госпитализаций, системы управления койко-местами на базе ИИ более эффективно распределяют койко-места в больничных отделениях (), сокращая время ожидания пациентов и переполненность отделений неотложной помощи (ED) (Sharma et al., 2021). Алгоритмы планирования выписки на базе ИИ определяют пациентов, подходящих для досрочной выписки, оптимизируя коэффициент оборота койко-мест и сводя к минимуму ненужные госпитализации (Gupta et al., 2022).

ИИ также улучшает оптимизацию кадрового обеспечения и управление персоналом в больницах. Традиционное кадровое обеспечение больниц основано на фиксированных графиках и ручном планировании смен, что часто приводит к нехватке или избытку персонала в критически важных подразделениях (Jiang et al., 2021). Прогнозные модели укомплектования персоналом на основе ИИ анализируют тенденции поступления пациентов, вспышки заболеваний и наличие рабочей силы для составления оптимизированных графиков смен, обеспечивая поддержание адекватного уровня укомплектованности больниц и минимизируя выгорание медицинских работников (Torol, 2019). Алгоритмы распределения медсестер на основе ИИ распределяют медперсонал в зависимости от степени тяжести состояния пациентов, навыков и распределения рабочей нагрузки, повышая эффективность ухода за пациентами и благополучие персонала (Sharma et al., 2021).

Управление логистикой и цепочкой поставок в больницах на основе ИИ позволяет еще больше улучшить отслеживание медицинских запасов, использование оборудования и

стратегии закупок. Традиционные цепочки поставок в больницах страдают от неэффективного управления запасами, избыточных запасов и дефицита поставок, что может привести к задержкам в оказании неотложной помощи пациентам и увеличению операционных расходов (Gupta et al., 2022). Модели прогнозной аналитики на базе ИИ прогнозируют спрос на медицинские материалы, фармацевтические препараты и хирургические инструменты, обеспечивая поддержание оптимального уровня запасов в больницах при минимальных затратах на отходы и избыточные запасы (Zhang et al., 2020). Усовершенствованные ИИ системы отслеживания RFID контролируют использование медицинского оборудования в режиме реального времени, предотвращая утерю важных устройств и улучшая управление активами (Jiang et al., 2021).

Использование искусственного интеллекта для управления финансами больниц и оптимизации цикла выручки значительно повышает точность выставления счетов, эффективность выявления мошенничества и рентабельность. Традиционные процессы выставления счетов в больницах основаны на ручном кодировании, обработке заявлений и административных аудитах, которые подвержены ошибкам и задержкам (Sharma et al., 2021). Автоматизированные системы выставления счетов на базе ИИ используют обработку естественного языка (NLP) и алгоритмы машинного обучения для извлечения кодов выставления счетов из медицинских записей, что сокращает количество отказов в выплатах и задержки возмещения расходов (Gupta et al., 2022). Модели выявления мошенничества на базе ИИ анализируют аномалии в выставлении счетов, дубликаты заявлений о возмещении расходов и подозрительные финансовые транзакции, помогая больницам выявлять мошеннические действия и обеспечивать соблюдение нормативных требований (Torol, 2019).

Еще одно революционное применение ИИ в управлении больницами — это усиление безопасности больниц и мониторинг безопасности пациентов с помощью ИИ. Традиционные системы безопасности больниц полагаются на ручное наблюдение и контроль доступа, что может быть неэффективно для выявления нарушений безопасности и несанкционированного доступа (Zhang et al., 2020). Системы компьютерного зрения на базе ИИ анализируют видеозаписи с камер безопасности в режиме реального времени, обнаруживают необычные действия и отправляют автоматические оповещения о потенциальных угрозах безопасности (Sharma et al., 2021). Алгоритмы обнаружения падений на основе ИИ, интегрированные с носимыми датчиками и системами мониторинга больниц, выявляют пациентов, подверженных риску падений, и немедленно запускают сигнал для медицинского вмешательства (Gupta et al., 2022).

ИИ также оптимизирует реагирование больниц на чрезвычайные ситуации и готовность к стихийным бедствиям. Традиционные системы реагирования на чрезвычайные ситуации полагаются на статические протоколы и ручную координацию, что может задерживать критически важные меры во время стихийных бедствий, инцидентов с большим количеством пострадавших или пандемий (Jiang et al., 2021). Алгоритмы реагирования на чрезвычайные ситуации на основе ИИ анализируют данные о кризисных ситуациях в режиме реального времени, прогнозируют наплыв пациентов и соответствующим образом распределяют ресурсы больниц, обеспечивая быструю и эффективную неотложную помощь (Torol, 2019). Симуляционные модели на основе ИИ тестируют стратегии готовности больниц к чрезвычайным ситуациям, повышая их устойчивость и способность к управлению кризисными ситуациями (Sharma et al., 2021).

Использование ИИ для взаимодействия с пациентами и оптимизации их опыта пребывания в больнице также улучшает доступность и удовлетворенность медицинскими услугами. Традиционные методы взаимодействия с пациентами основаны на ручном планировании приема, запросах в колл-центры и бумажных анкетах, что может быть неэффективным и трудоемким (Zhang et al., 2020). Чат-боты и виртуальные помощники на базе ИИ помогают пациентам записываться на прием, отвечают на медицинские вопросы и напоминают о приеме лекарств, улучшая доступность больниц и удовлетворенность пациентов (Gupta et al., 2022). Модели анализа настроений на базе ИИ анализируют отзывы пациентов из опросов и онлайн-отзывов, помогая больницам выявлять области для улучшения обслуживания и повышать качество ухода за пациентами (Jiang et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, управление больницами и медицинскими учреждениями на основе ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, интерпретируемости моделей ИИ и этическими соображениями. Системы управления больницами на основе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным пациентов, операционным показателям и финансовым отчетам, что вызывает опасения по поводу безопасности данных, конфиденциальности пациентов и соблюдения нормативных требований (Sharma et al., 2021). Обеспечение прозрачности процессов принятия решений на основе ИИ, беспристрастной прогнозной аналитики и соблюдения нормативных требований в области конфиденциальности медицинской информации, таких как HIPAA и GDPR, имеет решающее значение для доверия и широкого внедрения (Zhang et al., 2020).

В перспективе будущее ИИ в управлении больницами и медицинскими учреждениями будет связано с более широким внедрением автоматизации на основе ИИ, систем

поддержки принятия решений в режиме реального времени и цифровой трансформации всего больничного комплекса. Командные центры больниц, работающие на базе ИИ, будут интегрировать прогнозную аналитику, устройства, подключенные к Интернету вещей, и системы мониторинга ИИ в режиме реального времени, что обеспечит проактивное управление больницами и операционную эффективность (Torol, 2019). Автоматизированные платформы распределения ресурсов больниц на базе ИИ () оптимизируют укомплектование персоналом, координацию ухода за пациентами и финансовое планирование, обеспечивая устойчивое и высококачественное медицинское обслуживание (Gupta et al., 2022). По мере развития ИИ его интеграция в управление больницами и медицинскими учреждениями будет способствовать беспрецедентной эффективности, инновациям, ориентированным на пациента, и экономически эффективным решениям в сфере здравоохранения во всем мире.

2. ИИ в персонализированном взаимодействии с пациентами и телемедицине

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует персонализированное взаимодействие с пациентами и телемедицину за счет улучшения виртуальных консультаций, удаленного мониторинга, прогнозной аналитики и оказания медицинской помощи, ориентированной на пациента. Традиционные модели здравоохранения часто сталкиваются с проблемами, связанными с доступностью, длительным временем ожидания, фрагментированной коммуникацией и отсутствием индивидуальных планов лечения (Torol, 2019). Машинное обучение (ML) на основе ИИ, обработка естественного языка (NLP) и аналитика здоровья в реальном времени теперь позволяют осуществлять индивидуальное взаимодействие с

пациентами, проактивное управление здоровьем и создавать интеллектуальных виртуальных помощников в области здравоохранения, улучшая координацию ухода, соблюдение режима лечения и удовлетворенность пациентов (Wang et al., 2021).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в персонализированном взаимодействии с пациентами является разработка виртуальных помощников в области здравоохранения (VHA) и чат-ботов на базе ИИ. Традиционные методы общения с пациентами основываются на ручных телефонных звонках, напоминаниях по электронной почте и порталах здравоохранения, которые могут быть неэффективными и сложными для навигации для пациентов (Gupta et al., 2022). Виртуальные помощники на базе ИИ, такие как Babylon Health, Ada Health и Woebot, используют обработку естественного языка (NLP) и алгоритмы глубокого обучения для мгновенного ответа на медицинские запросы, планирования визитов, оценки симптомов и напоминаний о приеме лекарств (Schmidt et al., 2021). Эти системы на базе ИИ и искусственного интеллекта (AI-) обеспечивают круглосуточную поддержку пациентов, снижая нагрузку на медицинских работников и улучшая доступность медицинской помощи для пациентов (Gandhi et al., 2020).

Прогнозная аналитика на базе ИИ и удаленный мониторинг пациентов (RPM) еще больше революционизируют предоставление персонализированных медицинских услуг. Традиционный мониторинг здоровья основан на редких визитах к врачу и самоотчетах о симптомах, что может привести к задержкам в диагностике и реактивному лечению (Wang et al., 2021). Платформы RPM на базе ИИ анализируют данные в режиме реального времени, полученные с носимых датчиков, электронных медицинских карт (EHR) и мобильных приложений для здоровья, чтобы выявлять ранние признаки прогрессирования

заболеваний, прогнозировать потенциальные риски для здоровья и рекомендовать персонализированные меры вмешательства (Gupta et al., 2022). Например, системы непрерывного мониторинга глюкозы (CGM) на базе ИИ оптимизируют лечение диабета, анализируя колебания уровня глюкозы в крови и предлагая индивидуальные корректировки дозы инсулина в режиме реального времени (Gandhi et al., 2020).

Платформы телемедицины на базе искусственного интеллекта также улучшают предоставление виртуальных медицинских услуг и диагностику в режиме реального времени. Традиционная телемедицина основана на видеоконсультациях и ручном анализе симптомов, что может ограничивать точность диагностики (Schmidt et al., 2021). Решения для телемедицины, усиленные искусственным интеллектом, такие как диагностические чат-боты с искусственным интеллектом и голосовые анализаторы симптомов, улучшают процесс принятия решений врачами, предоставляя клиническую информацию в режиме реального времени, рекомендации по сортировке пациентов и автоматизированные медицинские сводки (Wang et al., 2021). Компьютерные модели на базе ИИ помогают анализировать мимику пациентов, особенности речи и физиологические показатели во время виртуальных консультаций, помогая врачам выявлять признаки психических расстройств, неврологических заболеваний и сердечно-сосудистых рисков (Gupta et al., 2022).

ИИ также играет важную роль в персонализации лечения и оптимизации терапии. Традиционные стратегии соблюдения режима лечения основаны на самоотчетах пациентов и напоминаниях из аптек, которые могут быть неэффективны из-за забывчивости, побочных эффектов или отсутствия мотивации (Gandhi et al., 2020). Интеллектуальные

системы управления приемом лекарств на базе ИИ, такие как Medisafe и MyTherapy, анализируют поведение пациентов, историю приема лекарств и тенденции в состоянии здоровья, чтобы предоставлять персонализированные напоминания о приеме лекарств, корректировку дозировки и прогнозы побочных эффектов (Schmidt et al., 2021). Фармакогеномические модели на базе ИИ еще больше повышают точность медицины, адаптируя рецепты лекарств на основе индивидуальных генетических профилей, обеспечивая оптимальный терапевтический эффект и минимизируя побочные эффекты (Topol, 2019).

Еще одним преобразующим применением ИИ в телемедицине и вовлечении пациентов является его влияние на психическое здоровье и поведенческую терапию. Традиционные услуги в области психического здоровья часто сталкиваются с проблемами, связанными со стигматизацией, ограниченной доступностью терапевтов и высокими затратами, что ограничивает доступ к своевременной психологической помощи (Wang et al., 2021). Чат-боты и терапевтические платформы на базе ИИ, такие как Woebot, Wysa и Replika, предоставляют когнитивно-поведенческую терапию (КПТ), упражнения по управлению стрессом и эмоциональную поддержку посредством бесед на базе ИИ (Gupta et al., 2022). Технологии анализа настроения и распознавания голоса на базе ИИ могут обнаруживать тонкие речевые паттерны и эмоциональные сигналы, выявляя ранние признаки депрессии, тревоги и ПТСР, что позволяет своевременно принимать меры и направлять пациентов к специалистам по психическому здоровью (Schmidt et al., 2021).

Персонализированные программы коучинга по здоровью и изменению образа жизни на базе ИИ также улучшают вовлеченность пациентов в профилактическую помощь.

Традиционные программы оздоровления часто следуют обобщенным, универсальным подходам, которые могут быть неэффективны для людей с уникальными рисками для здоровья (Gandhi et al., 2020). Приложения для коучинга в области здоровья на базе ИИ, такие как Lark и Noom, анализируют поведение пользователей, их пищевые привычки, физическую активность и биометрические данные, чтобы предоставить индивидуальные рекомендации по контролю веса, физическим упражнениям и профилактике хронических заболеваний (Wang et al., 2021). Системы питания на базе ИИ дополнительно оптимизируют рацион питания с учетом генетической предрасположенности, метаболического профиля и данных о здоровье в режиме реального времени, обеспечивая устойчивые и эффективные изменения образа жизни (Torol, 2019).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, взаимодействие с пациентами на основе ИИ и телемедицина сталкиваются с рядом проблем, включая конфиденциальность данных, точность моделей ИИ и соблюдение нормативных требований. Платформы телемедицины на базе ИИ и виртуальные помощники требуют доступа к конфиденциальным данным о здоровье пациентов, что вызывает опасения в отношении HIPAA, GDPR и правил конфиденциальности пациентов (Gupta et al., 2022). Обеспечение надежных систем кибербезопасности, шифрования данных ИИ и прозрачности моделей принятия решений ИИ имеет решающее значение для доверия пациентов и соблюдения нормативных требований (Schmidt et al., 2021). Кроме того, модели прогнозной аналитики на основе ИИ должны проходить тщательную проверку, чтобы предотвратить ошибочные диагнозы, предвзятость и этические проблемы, связанные с рекомендациями в области здравоохранения, основанными на ИИ (Wang et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в области персонализированного взаимодействия с пациентами и телемедицины будет связано с большей автономностью ИИ, мониторингом здоровья в режиме реального времени и прогнозирующей профилактической медициной. Цифровые двойники пациентов на базе ИИ позволят проводить персонализированные симуляции развития заболеваний и результатов лечения, что обеспечит возможность проактивного и индивидуализированного планирования лечения (Torol, 2019). Устройства дистанционной диагностики на базе ИИ и интеллектуальные системы мониторинга для дома еще больше повысят доступность телемедицины, обеспечив раннее выявление заболеваний, вмешательство в реальном времени и улучшение лечения хронических заболеваний (Gandhi et al., 2020). По мере развития технологий ИИ их интеграция в телемедицину и взаимодействие с пациентами откроет новую эру персонализированных, основанных на данных и легкодоступных решений в сфере здравоохранения, что в конечном итоге улучшит показатели здоровья и расширит возможности пациентов во всем мире.

ИИ в общественном здравоохранении

1. ИИ в эпидемиологическом мониторинге и моделировании

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует систему эпидемиологического надзора и моделирования, улучшая обнаружение вспышек заболеваний в режиме реального времени, прогнозирование и стратегии реагирования на инфекционные и хронические заболевания. Традиционные системы эпидемиологического надзора полагаются на ручной сбор данных, ретроспективный анализ и модели, основанные на правилах, которые могут быть

медленными, ресурсоемкими и ограниченными в точности прогнозирования (Cheng et al., 2021). Машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и обработка естественного языка (NLP) на основе ИИ теперь позволяют осуществлять раннее обнаружение вспышек заболеваний, автоматическое эпидемиологическое прогнозирование и динамическую оценку рисков для здоровья, улучшая готовность и реагирование системы общественного здравоохранения (Wang et al., 2022).

Одним из наиболее важных применений ИИ в области надзора за заболеваниями является обнаружение вспышек в режиме реального времени с помощью анализа больших данных. Традиционный мониторинг заболеваний основан на отчетах больниц, лабораторных тестах и уведомлениях правительства, что часто приводит к задержкам в реагировании и неполному учету возникающих вспышек (Xu et al., 2021). Системы синдромного надзора на базе ИИ анализируют крупномасштабные данные о здоровье из электронных медицинских карт (EHR), тенденций в социальных сетях и веб-поиска, чтобы выявить необычные модели заболеваний и потенциальные вспышки заболеваний до официального подтверждения случаев (McDonald et al., 2020). Платформы на базе ИИ, такие как BlueDot и HealthMap, используют обработку естественного языка (NLP) и интеллектуальный анализ данных в реальном времени для сканирования новостных сообщений, данных о продаже авиабилетов и потоков клинических данных, что позволяет оперативно предупреждать о появлении новых инфекционных заболеваний, таких как COVID-19, Эбола и вирус Зика (Cheng et al., 2021).

ИИ также революционизирует эпидемиологическое моделирование и прогнозную аналитику распространения и прогрессирования заболеваний. Традиционные

эпидемиологические модели, такие как модели SEIR (восприимчивые-подверженные-инфицированные-выздоровевшие), опираются на фиксированные параметры и исторические наборы данных, которые могут быть ограничены в адаптируемости к новым вариантам заболеваний и меняющимся моделям передачи (Bertozzi et al., 2020). Обучение с помощью ИИ и байесовские модели динамически корректируют эпидемиологические параметры, учитывая данные о мобильности в реальном времени, результаты геномного секвенирования и переменные окружающей среды, что повышает точность прогнозирования заболеваний (Wang et al., 2022). Улучшенное ИИ агент-ориентированное моделирование (ABM) моделирует индивидуальные взаимодействия, изменения поведения и эффекты вмешательства, позволяя органам общественного здравоохранения оптимизировать стратегии сдерживания, политику вакцинации и распределение ресурсов (Xu et al., 2021).

Геномный надзор и отслеживание мутаций на базе ИИ также улучшают реакцию системы здравоохранения на появление новых патогенов. Традиционный геномный надзор основан на ручном секвенировании и лабораторном отслеживании мутаций, что может быть медленным и реактивным (McDonald et al., 2020). Биоинформационные инструменты на базе ИИ, такие как DeepVariant и Nextstrain, анализируют данные полного секвенирования геномов вирусов и бактерий для выявления новых вариантов, оценки эволюции вирусов и прогнозирования моделей лекарственной устойчивости (Cheng et al., 2021). Филогенетические модели на базе ИИ отслеживают динамику мутаций в режиме реального времени, предоставляя информацию о передаваемости вирусов, потенциале ускользания от вакцин и региональном распространении заболеваний (Wang et al., 2022).

ИИ также улучшает отслеживание контактов в реальном времени и анализ мобильности во время пандемий. Традиционные методы отслеживания контактов основаны на ручных опросах и ретроспективном отслеживании случаев, что может быть трудоемким и приводить к пробелам в данных (Bertozzi et al., 2020). Цифровые системы отслеживания контактов на базе ИИ, такие как Apple-Google Exposure Notification API и SafePaths из MIT (), используют сигналы Bluetooth, данные геолокации и моделирование рисков на базе ИИ для выявления потенциальных случаев заражения и уведомления людей в режиме реального времени (Xu et al., 2021). Модели прогнозирования мобильности на основе ИИ, обученные на данных сотовых сетей и транспортных потоках, помогают сотрудникам органов здравоохранения предвидеть очаги заражения и оптимизировать меры изоляции (McDonald et al., 2020).

Социальные сети и отслеживание дезинформации с помощью ИИ также имеют решающее значение для сбора информации об эпидемиях и информирования о рисках. Во время вспышек заболеваний дезинформация и паника быстро распространяются на цифровых платформах, влияя на поведение населения и нежелание вакцинироваться (Cheng et al., 2021). Системы анализа настроений на основе ИИ и системы обнаружения дезинформации на основе НЛП анализируют посты в социальных сетях, новостные статьи и онлайн-дискуссии с целью выявления ложных нарративов, теорий заговора и опасений общественности, связанных со вспышками заболеваний (Wang et al., 2022). Чат-боты в сфере общественного здравоохранения на базе ИИ, такие как система Health Alert ВОЗ, предоставляют в режиме реального времени основанные на фактах обновления, средства проверки симптомов и развенчание мифов, обеспечивая население точной и своевременной информацией о здоровье (Xu et al., 2021).

Оптимизация стратегии вакцинации с помощью ИИ также улучшает охват иммунизацией и распределение вакцин. Традиционные стратегии внедрения вакцин опираются на статические демографические модели и ручные сети распределения, что может привести к дефициту поставок, неравномерному распределению и логистическим проблемам (Bertozzi et al., 2020). Модели прогнозной аналитики на основе ИИ анализируют эпидемиологические данные, социальные детерминанты здоровья и логистику холодовой цепи для оптимизации распределения, хранения и маршрутов доставки вакцин (McDonald et al., 2020). Алгоритмы обучения с подкреплением на основе ИИ моделируют поведение населения в отношении вакцинации и динамику вспышек заболеваний, помогая политикам корректировать кампании вакцинации для достижения максимального эффекта для общественного здоровья (Cheng et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, основанные на ИИ системы эпидемиологического надзора и моделирования сталкиваются с рядом проблем, включая конфиденциальность данных, прозрачность моделей и этические соображения. Эпидемиологические модели на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным о здоровье, записям о передвижениях и базам данных геномного секвенирования, что вызывает опасения в отношении HIPAA, GDPR и этического использования ИИ в сфере общественного здравоохранения (Wang et al., 2022). Обеспечение надежных методов анонимизации данных, безопасных платформ для обработки данных ИИ и прозрачного алгоритмического принятия решений имеет решающее значение для доверия общественности и соблюдения нормативных требований (McDonald et al., 2020). Кроме того, модели прогнозной аналитики на основе ИИ должны постоянно проверяться на

соответствие реальным эпидемиологическим тенденциям, чтобы предотвратить ложные тревоги, предвзятую оценку рисков и распространение дезинформации (Xu et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в области эпидемиологического мониторинга и моделирования будет связано с более тесной интеграцией с данными о здоровье в режиме реального времени, цифровыми симуляторами на основе ИИ и глобальными инициативами по обеспечению готовности к пандемиям. Мультимодальные платформы мониторинга здоровья на базе ИИ будут объединять носимые датчики здоровья, системы мониторинга сточных вод и мониторинга качества воздуха для выявления ранних признаков появления заболеваний и факторов риска для окружающей среды (Cheng et al., 2021). Модели симуляции заболеваний на основе ИИ позволят тестировать сценарии политики, оптимизировать меры вмешательства и усовершенствовать системы раннего предупреждения, что повысит глобальную безопасность здоровья и устойчивость к пандемиям (Wang et al., 2022). По мере развития технологий ИИ их интеграция в эпидемиологию, надзор за заболеваниями и реагирование на вспышки заболеваний будет стимулировать беспрецедентные достижения в области аналитики в сфере общественного здравоохранения, кризисного управления и глобальных усилий по смягчению последствий заболеваний.

2. ИИ в разработке вакцин и программах иммунизации

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует разработку вакцин и программы иммунизации, ускоряя открытие антигенов, оптимизируя дизайн клинических испытаний,

прогнозируя иммунные реакции и улучшая стратегии распределения вакцин. Традиционная разработка вакцин — это длительный и ресурсоемкий процесс, который часто занимает 10–15 лет от первоначальных исследований до одобрения для продажи (Shen et al., 2021). Машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и алгоритмы биоинформатики на базе ИИ в настоящее время значительно сокращают эти сроки, обеспечивая высокопроизводительный компьютерный скрининг, моделирование вакцин *in silico* и эпидемиологический мониторинг в режиме реального времени, что гарантирует более быстрые, эффективные и доступные во всем мире решения в области иммунизации (Petersen et al., 2021).

Одним из наиболее важных применений ИИ в разработке вакцин является выбор антигенов и прогнозирование эпитопов. Традиционные методы основаны на экспериментальной иммунологии и методах проб и ошибок, которые требуют много времени и средств (Deng et al., 2020). Вычислительные платформы вакцинологии на базе ИИ, такие как VaxiJen и DeepVacPred, используют нейронные сети и структурное моделирование для выявления потенциальных мишеней вакцин путем анализа геномов вирусов, структур белков и маркеров иммунного ответа (Shen et al., 2021). Усовершенствованная с помощью ИИ обратная вакцинология позволяет исследователям проводить скрининг всего генома патогена *in silico*, выявляя высокоиммуногенные эпитопы, которые могут вызывать защитные иммунные реакции, что значительно ускоряет процесс доклинической разработки вакцин (Gao et al., 2020).

ИИ также преобразует скрининг и оптимизацию кандидатов в вакцины. Традиционные доклинические испытания вакцин основаны на *in vivo* моделях на животных и *in vitro*

культурах клеток, которые могут быть ресурсоемкими и не всегда точно предсказывают иммунные реакции человека (Petersen et al., 2021). Основанные на ИИ модели прогнозирования иммуногенности, обученные на крупномасштабных иммунологических наборах данных, анализируют взаимодействие потенциальных вакцин-кандидатов с иммунной системой человека, сокращая потребность в обширных испытаниях на животных () и оптимизируя рецептуру вакцин (Deng et al., 2020). Модели сворачивания белков на основе ИИ, такие как AlphaFold, улучшают прогнозы в области структурной биологии, помогая исследователям разрабатывать более стабильные, эффективные и термодинамически благоприятные вакцинные антигены (Shen et al., 2021).

Еще одним прорывом в применении ИИ в разработке вакцин является адаптивная оптимизация клинических испытаний. Традиционные испытания вакцин проходят по жестким последовательным этапам (фазы I–III), требуют больших групп пациентов и обширной нормативной экспертизы, что приводит к задержкам в получении разрешений (Van Norman, 2020). Байесовские адаптивные схемы испытаний на основе ИИ динамически корректируют размеры выборок, схемы дозирования и оценки конечных точек на основе данных о пациентах в режиме реального времени, что позволяет быстрее и эффективнее оценивать вакцины (Petersen et al., 2021). Синтетические контрольные группы на основе ИИ, использующие исторические данные клинических испытаний и электронные медицинские карты (EHR), снижают потребность в больших группах плацебо, ускоряя завершение испытаний и обеспечение соблюдения этических норм (Gao et al., 2020).

ИИ также улучшает мониторинг безопасности вакцин в режиме реального времени и прогнозирование побочных эффектов. Традиционные системы надзора за вакцинами

полагаются на пассивные механизмы отчетности, такие как Система отчетности о побочных эффектах вакцин (VAERS), что может привести к недоучету и задержке сигналов о безопасности (Deng et al., 2020). Платформы фармаконадзора на базе ИИ анализируют сообщения в социальных сетях, электронные медицинские записи и данные носимых устройств для выявления редких побочных эффектов вакцин и осложнений после вакцинации в режиме реального времени (Shen et al., 2021). Усовершенствованные ИИ модели причинно-следственных связей позволяют отличать истинные реакции на вакцины от случайных событий, связанных со здоровьем, что улучшает процесс принятия регуляторных решений и обеспечение безопасности вакцин (Van Norman, 2020).

Оптимизация программ распределения вакцин и иммунизации с помощью искусственного интеллекта также улучшает доступность и охват вакцинами во всем мире. Традиционные цепочки поставок вакцин страдают от неэффективности логистики, сбоев в холодовой цепи и неравномерного распределения, особенно в регионах с ограниченными ресурсами (Petersen et al., 2021). Модели прогнозирования цепочек поставок на базе ИИ анализируют геопространственные данные, эпидемиологические тенденции и климатические условия для оптимизации хранения, транспортировки и маршрутов доставки вакцин, сводя к минимуму потери вакцин и максимально увеличивая охват иммунизацией (Deng et al., 2020). Инструменты геопространственного картографирования на базе ИИ, такие как инициативы Google по картографированию здравоохранения с использованием ИИ, позволяют выявлять группы населения с низким уровнем вакцинации и регионы с высоким риском, помогая политикам в проведении целевых кампаний по иммунизации (Gao et al., 2020).

Улучшение информированности населения о вопросах общественного здравоохранения и снижение уровня вакцинонепринятия с помощью ИИ также имеют решающее значение для повышения уровня принятия и использования вакцин. Традиционные программы просвещения по вопросам вакцинации опираются на кампании в средствах массовой информации и консультации врачей, которые могут не эффективно решать индивидуальные проблемы и бороться с дезинформацией (Shen et al., 2021). Модели анализа настроений на основе ИИ отслеживают дискуссии в социальных сетях, новостные статьи и общественные форумы с целью выявления тенденций нежелания вакцинироваться, дезинформации и опасений общественности, что позволяет разрабатывать проактивные стратегии вмешательства (Petersen et al., 2021). Чат-боты и виртуальные помощники на базе ИИ, такие как система оповещения о здоровье на базе ИИ ВОЗ, предоставляют в режиме реального времени основанную на фактах информацию о вакцинах, снижая неопределенность населения и повышая доверие к вакцинам (Van Norman, 2020).

Несмотря на огромный потенциал, программы разработки вакцин и иммунизации на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем, включая конфиденциальность данных, интерпретируемость моделей и этические соображения. Платформы для исследования вакцин на основе ИИ требуют доступа к данным геномного секвенирования, иммунологическим наборам данных и репозиториям клинических испытаний, что вызывает озабоченность в отношении прав интеллектуальной собственности, конфиденциальности пациентов и глобальных соглашений об обмене данными (Deng et al., 2020). Обеспечение прозрачности процессов принятия решений на основе ИИ, беспристрастного определения приоритетов вакцин и соблюдения международных нормативных рамочных документов

(например, ВОЗ, FDA, EMA) имеет решающее значение для доверия общественности и глобального равенства в доступе к вакцинам (Petersen et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в разработке вакцин и программах иммунизации будет связано с более тесной интеграцией ИИ-управляемого открытия биомаркеров, цифрового моделирования близнецов и прецизионной иммунотерапии. ИИ-управляемые платформы мультиомического анализа будут интегрировать геномные, протеомные и метаболомные данные для разработки персонализированных вакцин, адаптированных к индивидуальным иммунным профилям (Shen et al., 2021). Усовершенствованное ИИ моделирование цифровых двойников будет имитировать реакцию на вакцины на уровне населения, что позволит исследователям тестировать эффективность вакцин в условиях будущих пандемий до их внедрения в реальную жизнь (Gao et al., 2020). Универсальные платформы для разработки вакцин на основе ИИ будут способствовать созданию средств защиты широкого спектра действия от развивающихся патогенов, улучшая готовность к пандемиям и долгосрочную глобальную безопасность в области здравоохранения (Van Norman, 2020).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в исследования вакцин, клинические испытания и логистику иммунизации будет стимулировать беспрецедентные достижения в области общественного здравоохранения, обеспечивая более быстрый, безопасный и справедливый доступ к вакцинам во всем мире.

Вызовы и этические соображения в области ИИ для управления здравоохранением и общественного здравоохранения

Несмотря на свой преобразующий потенциал, ИИ в управлении здравоохранением и общественном здравоохранении сталкивается с рядом вызовов:

1. Конфиденциальность и безопасность данных – Управление здравоохранением на основе ИИ опирается на сбор больших объемов данных, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности пациентов, безопасности данных и этического использования ИИ (Samek et al., 2017).
2. Алгоритмическая предвзятость и неравенство в здравоохранении – Модели ИИ, обученные на исторически предвзятых наборах данных, могут усилить неравенство в доступе к здравоохранению и результатам лечения, что приведет к алгоритмической дискриминации (Obermeyer et al., 2019).
3. Интеграция в существующие системы здравоохранения – Многие медицинские учреждения не располагают технической инфраструктурой и экспертными знаниями, необходимыми для беспрепятственной интеграции инструментов на базе ИИ в клинические рабочие процессы (Jiang et al., 2021).
4. Доверие общественности к принятию решений на основе ИИ – Пациенты и медицинские работники часто выражают скептицизм по поводу диагностики, рекомендаций по лечению и автоматизированных решений в сфере здравоохранения, основанных на ИИ (Topol, 2019).

Решение этих проблем требует прозрачного управления ИИ, междисциплинарного сотрудничества и постоянных исследований, чтобы технологии ИИ способствовали справедливому и этичному управлению здравоохранением.

Будущее ИИ в управлении здравоохранением и общественном здравоохранении

В перспективе ожидается, что ИИ будет и дальше трансформировать управление здравоохранением и общественное здравоохранение посредством:

- федеративных моделей обучения для безопасного децентрализованного анализа данных пациентов
- Моделирование прогнозируемого здравоохранения на основе ИИ для прогнозирования очагов эпидемий, потребностей больниц в ресурсах и бремени хронических заболеваний.
- Автоматизация административных процессов с помощью ИИ, что позволит снизить затраты на здравоохранение и уменьшить перегрузку врачей.
- Расширение телемедицинских решений на базе ИИ для обеспечения равного доступа к медицинской помощи в сельских и недостаточно обслуживаемых регионах.

С продолжающимся развитием ИИ будет играть все более важную роль в оптимизации управления здравоохранением, укреплении устойчивости общественного здравоохранения и улучшении глобальных результатов в области здравоохранения.

Таблица 3: Применение ИИ в управлении здравоохранением и общественном здравоохранении

Применение ИИ	Функция	Влияние на здравоохранение/общественное здравоохранение
Прогнозная аналитика в управлении больницами	Прогнозирование числа поступлений пациентов, загрузки отделений интенсивной терапии и распределения ресурсов	Снижает переполненность больниц, улучшает использование ресурсов
ИИ в оптимизации трудовых ресурсов	Автоматизирует планирование работы персонала и прогнозирование рабочей нагрузки	Снижает уровень выгорания врачей, обеспечивает надлежащий уход за пациентами
ИИ в области эпидемиологического надзора	Мониторинг глобальных тенденций в области здравоохранения, выявление вспышек заболеваний	Улучшает системы раннего предупреждения о пандемиях
Разработка вакцин на основе ИИ	Выявляет антигенные мишени и оптимизирует рецептуру вакцин	Ускоряет открытие и внедрение вакцин
Телемедицина и удаленный мониторинг на базе искусственного интеллекта	Обеспечивает дистанционную диагностику и мониторинг пациентов	Расширяет доступ к медицинской помощи, улучшает лечение хронических заболеваний

График 3: Оптимизация распределения ресурсов больниц на основе ИИ

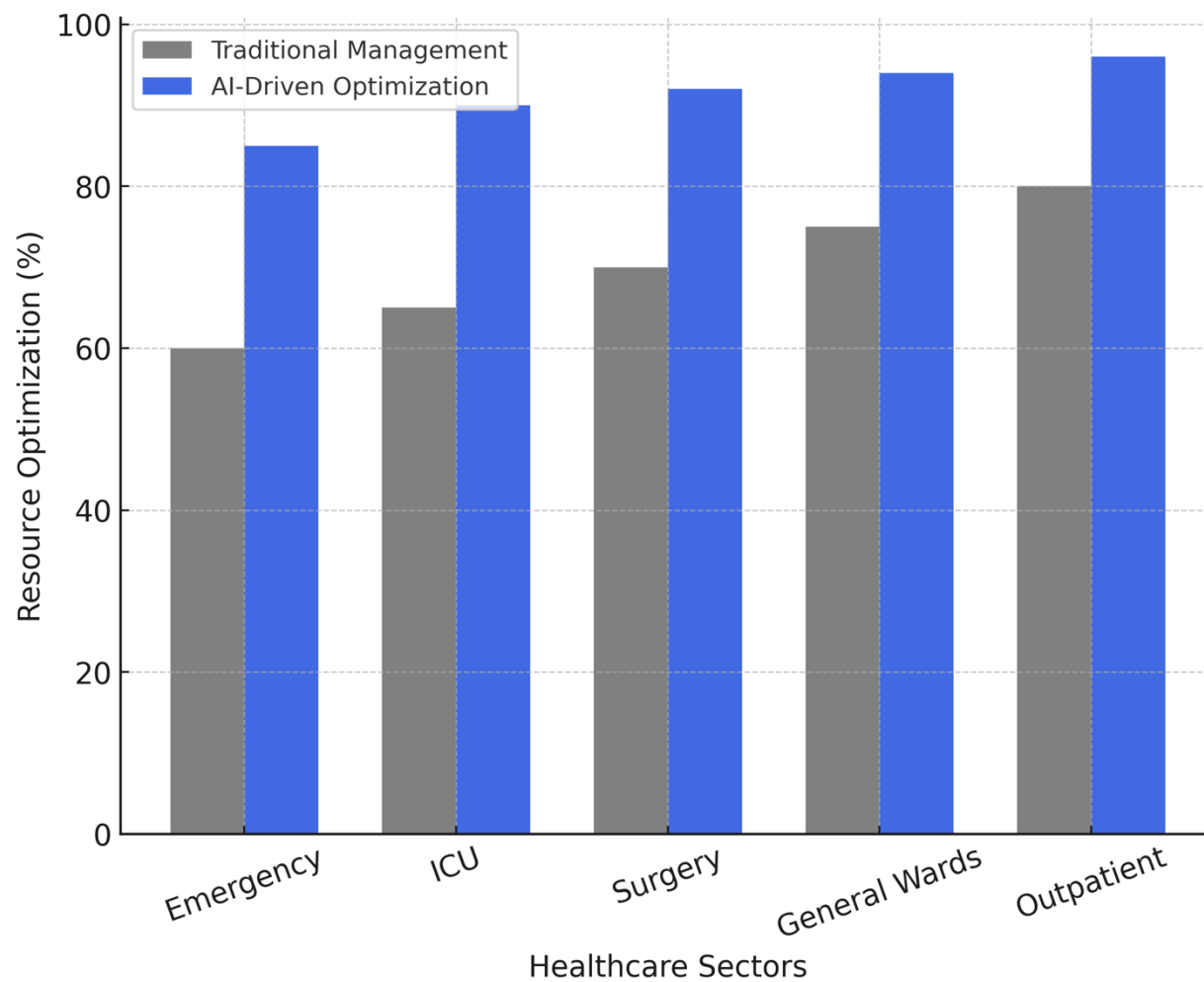
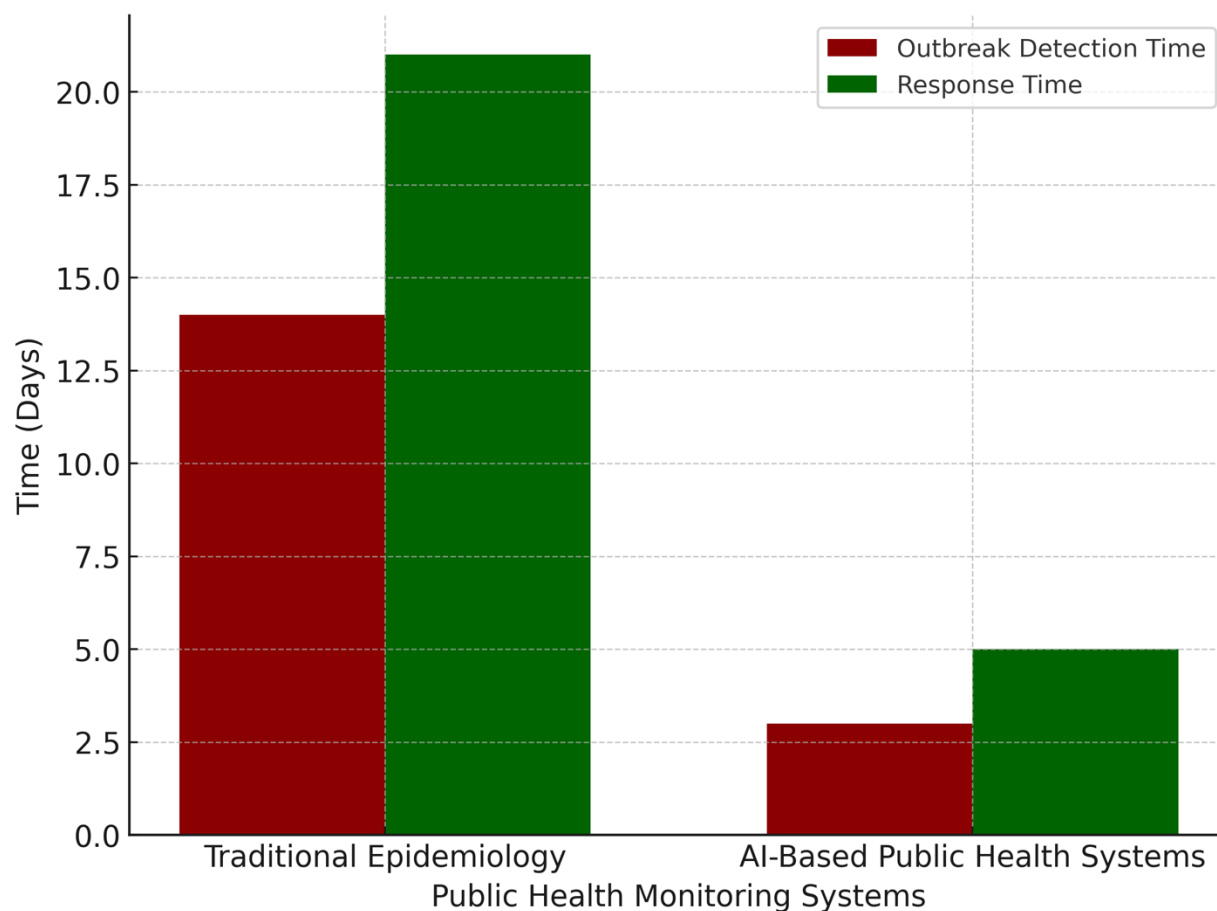


График 4: ИИ в общественном здравоохранении — раннее выявление заболеваний и эффективность реагирования



ИИ в оптимизации ресурсов больниц

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует оптимизацию ресурсов больниц за счет улучшения управления потоком пациентов, прогнозной аналитики, эффективности цепочки

поставок и распределения рабочей силы. Традиционное управление ресурсами больниц основано на ручном планировании, статическом планировании мощностей, « » и ретроспективном анализе данных, что приводит к неэффективности, узким местам в ресурсном обеспечении и увеличению операционных затрат (Topol, 2019). Машинное обучение (ML) на основе ИИ, глубокое обучение (DL) и прогнозное моделирование в реальном времени теперь позволяют автоматизировать принятие решений, динамически корректировать мощности и проактивно планировать логистику больниц, обеспечивая более эффективное использование ресурсов, улучшение результатов лечения пациентов и сокращение затрат (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее важных применений ИИ в оптимизации ресурсов больниц является прогнозная аналитика для управления госпитализацией и выпиской пациентов. Традиционные рабочие процессы в больницах сталкиваются с неожиданным наплывом пациентов, длительной занятостью коек и неэффективным планированием выписки, что приводит к переполненности и задержкам в отделениях неотложной помощи (ED) (Zhang et al., 2021). Модели прогнозирования спроса на основе ИИ анализируют исторические данные о госпитализации пациентов, сезонные тенденции заболеваемости и показатели загрузки больниц в режиме реального времени, чтобы прогнозировать наличие коек, потребность в персонале и готовность к выписке (Sharma et al., 2021). Автоматизированные системы планирования выписки на основе ИИ выявляют пациентов, подходящих для досрочной выписки, оптимизируют координацию последующего лечения и сокращают ненужные госпитализации, обеспечивая более быструю ротацию коек и повышение пропускной способности больниц (Gupta et al., 2022).

ИИ также революционизирует распределение персонала в больницах и оптимизацию смен. Традиционные модели укомплектования больниц персоналом основаны на заранее установленных графиках и ручном распределении смен, что может привести к нехватке персонала, переутомлению сотрудников и неравномерной распределению рабочей нагрузки (Torol, 2019). Инструменты планирования персонала на базе ИИ используют алгоритмы прогнозирования для распределения медсестер, врачей и вспомогательного персонала на основе данных о количестве пациентов в реальном времени, степени тяжести заболеваний и исторических тенденций рабочей нагрузки (Zhang et al., 2021). Динамические системы управления сменами на базе ИИ корректируют графики в режиме реального времени (), обеспечивая отделения интенсивной терапии достаточным количеством персонала, оптимизируя затраты на рабочую силу и снижая утомляемость сотрудников (Sharma et al., 2021).

Оптимизация использования операционных с помощью ИИ еще больше улучшает планирование операций и распределение ресурсов. Традиционное планирование хирургических операций основано на фиксированных временных интервалах и ручной координации, что может привести к недоиспользованию мощностей операционных, увеличению времени ожидания и неэффективности последовательности хирургических операций (Gupta et al., 2022). Алгоритмы приоритезации хирургических операций на основе ИИ анализируют медицинские карты пациентов, сложность процедур и ожидаемую продолжительность операций, чтобы динамически планировать работу операционных, анестезиологических бригад и послеоперационных палат (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы мониторинга операционных в режиме реального времени отслеживают ход операций, потребление анестетиков и доступность

хирургической бригады, что позволяет проактивно перепланировать операции и корректировать ресурсы для максимальной эффективности работы операционных (Zhang et al., 2021).

ИИ также играет важную роль в управлении цепочкой поставок больниц и оптимизации медицинских запасов. Традиционные цепочки поставок больниц сталкиваются с такими проблемами, как избыточные запасы, дефицит поставок и задержки в процессах закупок, что сказывается на качестве ухода за пациентами и финансовой устойчивости (Torol, 2019). Системы прогнозирования запасов на основе ИИ анализируют исторические модели использования, уровни запасов в режиме реального времени и сроки поставки поставщиков для прогнозирования спроса на медицинское оборудование, фармацевтические препараты и расходные материалы, сокращая отходы и обеспечивая своевременное пополнение запасов (Gupta et al., 2022). Автоматизированные платформы закупок на базе ИИ интегрируют сети поставщиков, логистику больниц и прогнозирование спроса, оптимизируя заказы на медицинские товары и стратегии распределения с учетом затрат (Sharma et al., 2021)

Еще одним преобразующим применением ИИ в оптимизации ресурсов больниц является управление энергопотреблением и повышение экологической устойчивости. Больницы потребляют значительные объемы энергии для отопления, охлаждения, вентиляции и работы медицинского оборудования, что приводит к высоким эксплуатационным расходам и негативному воздействию на окружающую среду (, 2021). Интеллектуальные системы управления энергопотреблением на базе ИИ анализируют данные о потреблении энергии в режиме реального времени, загруженности зданий и прогнозы погоды, чтобы динамически

регулировать системы отопления, вентиляции и кондиционирования (ОВК), сокращая энергопотери и углеродный след (Gupta et al., 2022). Основанные на ИИ платформы мониторинга больниц на базе Интернета вещей (IoT) дополнительно оптимизируют энергопотребление медицинского оборудования, управление освещением и потребление воды, повышая устойчивость и сокращая эксплуатационные расходы (Sharma et al., 2021).

Оптимизация потока пациентов в режиме реального времени с помощью ИИ также повышает эффективность отделений неотложной помощи (ОНП) и пропускную способность больниц. Традиционное управление ОНП сталкивается с такими проблемами, как длительное время ожидания, нехватка ресурсов и переполненность, что негативно сказывается на качестве обслуживания пациентов и клинических результатах (Topol, 2019). Алгоритмы сортировки пациентов на основе ИИ, интегрированные с электронными медицинскими картами (EHR) и данными о загруженности отделений неотложной помощи в режиме реального времени, прогнозируют степень тяжести состояния пациентов, определяют приоритетность критических случаев и динамически распределяют ресурсы отделений неотложной помощи, сокращая переполненность залов ожидания и оптимизируя эффективность клинических рабочих процессов (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ модели прогнозирования диспетчеризации скорой помощи анализируют дорожную ситуацию, загруженность больниц и характер вызовов в службу экстренной помощи, чтобы определить маршрут скорой помощи и выбрать больницу, обеспечивая своевременное и надлежащее оказание помощи пациентам (Gupta et al., 2022).

Оптимизация финансового цикла и цикла доходов больниц с помощью ИИ еще больше повышает эффективность затрат и процессы возмещения расходов. Традиционное выставление счетов в больницах основано на ручном кодировании, обработке заявлений и административных проверках, что может приводить к ошибкам в выставлении счетов, задержкам в возмещении расходов и финансовой неэффективности (Zhang et al., 2021). Автоматизированные системы управления циклом доходов (RCM) на базе ИИ используют алгоритмы NLP и ML для извлечения кодов выставления счетов из записей пациентов, выявления несоответствий в заявках на возмещение расходов () и оптимизации рабочих процессов возмещения расходов, обеспечивая более быструю обработку платежей и сокращение финансовых потерь (Sharma et al., 2021). Модели обнаружения мошенничества на базе ИИ анализируют аномалии в счетах, дубликаты заявлений о возмещении расходов и подозрительные транзакции, предотвращая мошенничество в сфере здравоохранения и обеспечивая соблюдение нормативных стандартов (Gupta et al., 2022).

Несмотря на огромный потенциал, оптимизация ресурсов больниц с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с безопасностью данных, прозрачностью моделей и интеграцией с существующими информационными системами больниц. Системы управления больницами на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным пациентов, операционным показателям и финансовым отчетам, что вызывает опасения относительно соблюдения требований HIPAA, GDPR и кибербезопасности (Torol, 2019). Обеспечение интерпретируемости моделей ИИ, беспристрастного распределения ресурсов и бесшовной интеграции с корпоративными платформами больниц (например, EPIC, Cerner, Meditech) имеет решающее значение для успешного внедрения ИИ и улучшения клинических рабочих процессов (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в оптимизации ресурсов больниц будет связано с большей автоматизацией ИИ, симуляциями цифровых двойников и поддержкой принятия прогнозных решений в масштабах всей больницы. Командные центры больниц на базе ИИ будут интегрировать данные о пациентах в режиме реального времени, прогнозную аналитику и логистические платформы на базе ИИ, что позволит проактивно распределять ресурсы и динамически корректировать мощности больниц (Gupta et al., 2022). Цифровые модели-близнецы на базе ИИ будут моделировать рабочие процессы больниц, траектории пациентов и операционные узкие места, позволяя администраторам больниц тестировать и совершенствовать стратегии управления ресурсами перед их внедрением в реальных условиях (Sharma et al., 2021). Решения для автоматизации процессов на базе ИИ (RPA) еще больше улучшат логику больниц, автоматизацию цепочки поставок и эффективность административных задач, снизив нагрузку на персонал и оптимизировав предоставление медицинских услуг (Topol, 2019).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в управление ресурсами больниц откроет новую эру операционной эффективности, экономически эффективного оказания медицинской помощи и ориентированной на пациента логистики больниц, обеспечив устойчивое и высококачественное медицинское обслуживание во всем мире.

ИИ в управлении койко-местами и оптимизации потока пациентов

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует управление койко-местами и оптимизацию потока пациентов за счет улучшения планирования мощностей больниц,

сокращения времени ожидания пациентов и повышения клинической эффективности. Традиционное управление койко-местами в больницах основано на ручном отслеживании, статическом планировании и реактивном принятии решений, что часто приводит к задержкам в госпитализации пациентов, переполненности отделений неотложной помощи (ED) и неэффективной ротации койко-мест (Sharma et al., 2021). Машинное обучение (ML) на базе ИИ, прогнозная аналитика и платформы логистики больниц в режиме реального времени теперь позволяют автоматизировать распределение коек, динамически прогнозировать поток пациентов и оптимизировать планирование выписки, обеспечивая эффективное использование ресурсов больниц и улучшение результатов лечения пациентов (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее важных применений ИИ в управлении койко-местами является прогнозирование загрузки больниц в режиме реального времени и прогнозирование спроса. Традиционные системы распределения больничных коек сталкиваются с неожиданными всплесками числа поступающих пациентов, сезонными колебаниями заболеваемости и непредсказуемыми посещениями отделений неотложной помощи (ОНП), что приводит к переполненности больниц и нерациональному распределению ресурсов (Topol, 2019). Алгоритмы прогнозирования на основе ИИ анализируют исторические данные о численности пациентов в больницах, тенденции распространенности заболеваний и данные о госпитализации пациентов в режиме реального времени, чтобы прогнозировать уровень заполняемости коек, предвидеть периоды высокого спроса и рекомендовать проактивные меры по корректировке пропускной способности (Zhang et al., 2021). Системы отслеживания больничных коек в режиме реального времени на базе ИИ интегрированы с электронными медицинскими картами (EHR) и платформами мониторинга больниц с

поддержкой IoT, что позволяет администраторам больниц отслеживать доступные койки, управлять переводом пациентов и динамически оптимизировать планирование мощностей (Sharma et al., 2021).

ИИ также улучшает оптимизацию потока пациентов в отделениях неотложной помощи (ED) и отделениях интенсивной терапии (ICU). Традиционные процессы сортировки пациентов в отделениях неотложной помощи и распределения коек в отделениях интенсивной терапии основаны на ручной оценке и субъективном решении врачей, что может приводить к задержкам в госпитализации пациентов, нуждающихся в интенсивной терапии, и неэффективной приоритезации пациентов (Gupta et al., 2022). Алгоритмы сортировки пациентов на основе ИИ анализируют симптомы, жизненно важные показатели и историю болезни пациентов в режиме реального времени, чтобы определить приоритетность случаев с высоким риском, ускорить перевод пациентов в отделения интенсивной терапии и снизить переусложнение с помощью ИИ автоматизированные модели распределения коек в ОРИТ оценивают степень тяжести состояния пациентов, ожидаемую продолжительность пребывания и потребности в лечении, обеспечивая распределение ресурсов интенсивной терапии между наиболее срочными случаями при сохранении общей эффективности работы больницы (Zhang et al., 2021).

Автоматизированное планирование выписки и оптимизация оборота коек на основе ИИ также повышают эффективность работы больниц и пропускную способность. Традиционные процессы выписки зависят от доступности врачей, административной бумажной работы и ручной координации, что приводит к задержкам в выписке пациентов

и длительной занятости коек (Sharma et al., 2021). Модели прогнозирования выписки на основе ИИ анализируют клиническое состояние пациентов, сроки завершения лечения и потребности в уходе после выписки, чтобы определить пациентов, которые могут быть выписаны досрочно, что способствует более быстрой ротации коек и сокращению количества невыписанных пациентов (Gupta et al., 2022). Платформы автоматизации выписки пациентов на основе ИИ интегрированы с услугами домашнего медицинского ухода, планированием амбулаторного наблюдения и телемедицинскими консультациями, что обеспечивает своевременное оказание помощи пациентам, которым требуется уход на дому (), и оптимизирует загрузку больничных коек (Zhang et al., 2021).

Еще одним преобразующим применением ИИ в оптимизации потока пациентов является его роль в планировании мощностей хирургических коек и периоперационном управлении. Традиционное планирование хирургических коек основано на фиксированных графиках операционных и статических протоколах госпитализации пациентов, что может привести к недоиспользованию коек для восстановления, удлинению списков ожидания операций и ненужным отменам операций (Topol, 2019). Системы прогнозирования операционных графиков на основе ИИ анализируют сложность хирургических случаев, предполагаемую продолжительность процедур и потребности в послеоперационном восстановлении, чтобы оптимизировать распределение хирургических коек, оптимизировать периоперационные рабочие процессы и сократить хирургические «узкие места» (Sharma et al., 2021). Системы отслеживания коек для послеоперационного восстановления на базе ИИ отслеживают ход восстановления пациентов в режиме реального времени, что позволяет адаптивно перераспределять койки для восстановления и сокращать количество ненужных госпитализаций в отделения интенсивной терапии (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованная с помощью ИИ координация переводов между больницами и управление койками между учреждениями позволяют еще больше оптимизировать распределение региональных ресурсов здравоохранения. Традиционные межбольничные переводы зависят от ручной координации направлений и ограниченной видимости региональных коек, что часто приводит к задержкам в доступе к интенсивной терапии и неэффективному размещению пациентов (Zhang et al., 2021). Региональные сети доступности коек на базе ИИ, интегрирующие данные из нескольких больничных систем и платформ диспетчеризации скорой помощи, позволяют в режиме реального времени направлять пациентов между больницами, оптимизируя доступность коек в медицинских учреждениях (Sharma et al., 2021). Автоматизированные алгоритмы направления пациентов на базе ИИ подбирают для пациентов наиболее подходящую больницу с учетом наличия специалистов, ресурсов и географической близости, сокращая задержки в лечении и повышая справедливость в сфере здравоохранения (Gupta et al., 2022).

Командные центры больниц на базе искусственного интеллекта и платформы мониторинга потока пациентов в режиме реального времени также революционизируют комплексное управление работой больниц. Традиционная работа больниц основана на интегрированных, но разрозненных ИТ-системах и ручном вмешательстве, что приводит к фрагментированному принятию решений и задержкам в реагировании на ограничения ресурсов (Torol, 2019). Управленческие центры больниц на базе искусственного интеллекта, использующие аналитику искусственного интеллекта в режиме реального времени, прогнозирующие панели инструментов и автоматические оповещения, предоставляют администраторам больниц централизованный контроль за поступлением пациентов, занятостью коек и распределением ресурсов, что позволяет принимать

проактивные решения и динамично корректировать работу всей больницы (Sharma et al., 2021). Инструменты автоматизации рабочих процессов на базе ИИ еще больше снижают административную нагрузку за счет автоматизации утверждения запросов на койки, межведомственной координации и обновления информации о распределении коек в режиме реального времени, что повышает эффективность потока пациентов (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, управление койками и оптимизация потока пациентов на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем, в том числе предвзятостью моделей ИИ, проблемами безопасности данных и интеграцией с устаревшими системами больниц. Платформы управления ресурсами больниц на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным о здоровье пациентов и оперативным показателям в режиме реального времени, что вызывает опасения относительно соблюдения HIPAA, GDPR и конфиденциальности данных в сфере здравоохранения (Zhang et al., 2021). Обеспечение надежных механизмов управления ИИ, этических моделей принятия решений и беспристрастной прогнозной аналитики имеет решающее значение для справедливого и прозрачного распределения ресурсов больниц (Sharma et al., 2021). Кроме того, платформы управления койками на основе ИИ должны быть легко интегрированы с существующими системами электронных медицинских карт (EMR), программным обеспечением для логистики больниц и системами поддержки клинических решений (CDSS) для обеспечения совместимости и удобства использования (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее ИИ в управлении койко-местами и оптимизации потока пациентов будет связано с более широким использованием автоматизации на основе ИИ, моделированием больниц в режиме реального времени и созданием цифровых двойников

для планирования пропускной способности больниц. Платформы управления больницами на основе ИИ с функцией самообучения будут постоянно совершенствовать модели потока пациентов на основе показателей больниц в режиме реального времени, моделей распространения заболеваний и сезонных колебаний, что позволит полностью адаптировать управление пропускной способностью больниц (Torol, 2019). Цифровое моделирование близнецов на базе ИИ позволит создавать виртуальные копии работы больниц, что даст администраторам возможность тестировать различные сценарии потока пациентов, оптимизировать планировку больниц и прогнозировать узкие места до внедрения в реальную жизнь (Sharma et al., 2021). Усовершенствованная с помощью ИИ автоматизация процессов (RPA) в больничной логистике еще больше оптимизирует прием пациентов, координацию выписки и рабочие процессы по обороту коек, сокращая ручную работу и повышая эффективность больниц (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в управление койко-местами и оптимизацию потока пациентов будет способствовать беспрецедентному повышению операционной эффективности больниц, улучшению качества обслуживания пациентов и доступности медицинской помощи, обеспечивая по всему миру основанные на данных и ориентированные на пациента решения в области больничной логистики.

Оптимизация персонала и рабочей силы с помощью ИИ

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует оптимизацию персонала и рабочей силы в сфере здравоохранения за счет улучшения планирования смен, распределения рабочей

нагрузки, прогнозирования кадровых потребностей и управления благополучием сотрудников. Традиционное планирование рабочей силы основано на фиксированной ротации смен, ручном распределении персонала и реактивных корректировках штата, что часто приводит к нехватке персонала, повышенной утомляемости и неэффективному использованию ресурсов (Torol, 2019). Обучение машин на основе ИИ (ML), прогнозная аналитика и платформы управления персоналом в режиме реального времени теперь позволяют динамически составлять графики, корректировать укомплектованность штата в зависимости от спроса и персонализировать распределение рабочей нагрузки, обеспечивая более высокую операционную эффективность, лучшие результаты лечения пациентов и повышение удовлетворенности персонала (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в оптимизации рабочей силы является прогнозирование кадровых потребностей и спроса. Традиционные модели укомплектования штата больниц являются жесткими и реактивными, что часто приводит к нехватке персонала в пиковые периоды и его избытку в часы низкого спроса, что приводит к увеличению затрат и снижению эффективности (Sharma et al., 2021). Модели прогнозирования кадровых потребностей на основе ИИ анализируют исторические данные о госпитализации пациентов, сезонные тенденции заболеваемости и показатели посещаемости больниц в режиме реального времени, чтобы прогнозировать потребности в персонале в различных отделениях (Zhang et al., 2021). Динамические платформы планирования на основе ИИ автоматически корректируют распределение персонала в режиме реального времени, обеспечивая оптимальное распределение рабочей силы в зависимости от степени тяжести состояния пациентов, загруженности отделений и прогнозируемых колебаний спроса (Gupta et al., 2022).

ИИ также революционизирует планирование смен медсестер и врачей, улучшая баланс рабочей нагрузки персонала и снижая риск выгорания. Традиционное планирование смен основано на ручном составлении графиков и заранее определенных ротациях, что может привести к неравномерному распределению смен, удлинению рабочего времени и неэффективному использованию рабочей силы (Torol, 2019). Алгоритмы автоматического планирования на базе ИИ используют методы усиленного обучения и оптимизации для формирования справедливого распределения смен на основе доступности персонала, уровня квалификации и исторических моделей рабочей нагрузки, обеспечивая более справедливое распределение смен и повышение удовлетворенности работой (Sharma et al., 2021). Модели прогнозирования риска усталости на основе ИИ анализируют режим сна, интенсивность рабочей нагрузки и биометрические данные о здоровье, рекомендуя оптимизированные графики ротации смен, чтобы минимизировать усталость и когнитивную перегрузку медицинских работников (Zhang et al., 2021).

Балансировка рабочей нагрузки и приоритезация задач на основе ИИ еще больше повышают клиническую эффективность и производительность персонала. В традиционных больничных рабочих процессах пациенты и административные задачи распределяются вручную, что часто приводит к неравномерному распределению рабочей нагрузки и неэффективности рабочих процессов (Gupta et al., 2022). Системы распределения задач на основе ИИ, интегрированные с электронными медицинскими картами (EHR) и платформами мониторинга пациентов в режиме реального времени, динамически распределяют задачи в зависимости от опыта персонала, рабочей нагрузки и степени тяжести состояния пациентов, обеспечивая эффективное управление случаями и снижая нагрузку на персонал (Sharma et al., 2021). Инструменты распознавания речи и

автоматизации документирования на базе ИИ, такие как Dragon Medical AI от Nuance, еще больше оптимизируют клинические рабочие процессы, сокращая время, затрачиваемое на бумажную работу, повышая эффективность и позволяя врачам сосредоточиться на уходе за пациентами (Topol, 2019).

Управление персоналом в режиме реального времени с помощью ИИ также улучшает планирование резервных мощностей больниц и готовность к чрезвычайным ситуациям. Традиционное планирование персонала для чрезвычайных ситуаций основано на заранее определенных шаблонах укомплектования штата, которые могут оказаться неэффективными при внезапном наплыве пациентов во время пандемий, массовых происшествий или сезонных вспышек заболеваний (Zhang et al., 2021). Алгоритмы реагирования на пиковые нагрузки на основе ИИ анализируют поток пациентов в режиме реального времени, модели развития заболеваний и данные о региональных вспышках заболеваний, чтобы рекомендовать немедленную корректировку кадрового состава, обеспечивая развертывание больницами нужного персонала в областях с высоким спросом (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ модели перераспределения кадров между отделами автоматически выявляют недозагруженный персонал в отделах с низким спросом и рекомендуют временные межведомственные переводы, оптимизируя использование ресурсов без необходимости дополнительного найма (Sharma et al., 2021).

Чат-боты и виртуальные помощники на базе искусственного интеллекта также играют важную роль в снижении административной нагрузки и повышении эффективности работы персонала. Традиционная коммуникация в больницах основана на телефонных звонках, электронных письмах () и ручном планировании, что приводит к задержкам в ответах,

недопониманию и увеличению административной нагрузки (Topol, 2019). Чат-боты и голосовые помощники на базе искусственного интеллекта, такие как IBM Watson Health и Healthcare Bot от Microsoft, помогают сотрудникам с запросами, планированием встреч и ведением медицинской документации, снижая административную нагрузку и повышая операционную эффективность (Sharma et al., 2021). Инструменты поддержки принятия клинических решений в режиме реального времени на базе ИИ, интегрированные с информационными системами больниц, предоставляют врачам и медсестрам мгновенные рекомендации, основанные на фактических данных, что снижает утомляемость при принятии решений и улучшает качество ухода за пациентами (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованные с помощью ИИ системы выявления синдрома выгорания и мониторинга благополучия персонала еще больше меняют подход к удержанию сотрудников и повышению их удовлетворенности работой. Традиционные программы по обеспечению благополучия персонала основываются на анкетах, заполняемых самими сотрудниками, и ручных оценках, которые могут не выявить ранние признаки синдрома выгорания и стресса, связанного с работой (Zhang et al., 2021). Модели анализа эмоционального настроения на основе ИИ, обученные на основе тона голоса, мимики и моделей письменного общения, выявляют ранние признаки стресса, усталости и эмоционального дистресса, что позволяет принимать целенаправленные меры по улучшению благополучия (Sharma et al., 2021). Персонализированные программы по обеспечению благополучия на базе ИИ используют биометрические данные в реальном времени с носимых устройств для мониторинга вариабельности сердечного ритма, режима сна и уровня активности, рекомендуя персонализированные меры по улучшению

благополучия, такие как корректировка рабочей нагрузки, техники релаксации и сеансы когнитивно-поведенческой терапии (КПТ) (Gupta et al., 2022).

Несмотря на огромный потенциал, оптимизация рабочей силы с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, справедливости моделей ИИ и интеграции с существующими системами управления больницами. Платформы аналитики рабочей силы на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным о производительности сотрудников, биометрической информации и истории работы, что вызывает опасения в отношении правил конфиденциальности, этического использования ИИ и наблюдения за рабочей силой (Torol, 2019). Обеспечение беспристрастности алгоритмов ИИ для подбора персонала (), прозрачности моделей принятия решений и соблюдения трудового законодательства и нормативных актов в сфере здравоохранения (например, HIPAA, GDPR) имеет решающее значение для внедрения ИИ в управление персоналом больниц (Sharma et al., 2021). Кроме того, платформы планирования и оптимизации работы персонала на основе ИИ должны легко интегрироваться с существующими системами планирования ресурсов предприятия (ERP), программным обеспечением для управления персоналом и платформами электронных медицинских карт, чтобы обеспечить совместимость и удобство использования (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее оптимизации персонала с помощью ИИ будет связано с большей автоматизацией, поддержкой принятия решений руководством с помощью ИИ и цифровыми симуляциями для планирования персонала. Системы управления персоналом больниц с помощью ИИ и самообучением будут постоянно совершенствовать модели

укомплектования персоналом на основе реальной загруженности больницы, сезонных колебаний и показателей эффективности персонала, что позволит полностью автоматизировать оптимизацию персонала (Zhang et al., 2021). Цифровые модели-близнецы на базе ИИ будут моделировать сценарии укомплектования больниц персоналом, динамику смен и прогнозы потока пациентов, что позволит администраторам тестировать стратегии управления персоналом перед их внедрением в реальной жизни (Gupta et al., 2022). Усовершенствованная с помощью ИИ автоматизация процессов (RPA) в административных рабочих процессах еще больше снизит ручную нагрузку на отделы кадров больниц, оптимизировав набор персонала, его адаптацию и расчет заработной платы (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в оптимизацию кадрового обеспечения больниц приведет к беспрецедентному повышению эффективности здравоохранения, благополучия персонала и качества ухода за пациентами, обеспечив создание интеллектуальной экосистемы кадровых ресурсов здравоохранения на основе данных во всем мире.

ИИ для планирования работы операционных (ОО) и распределения ресурсов

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует планирование операционных (ОО) и распределение ресурсов за счет оптимизации эффективности хирургического рабочего процесса, сокращения задержек и обеспечения оптимального использования критически важных ресурсов здравоохранения. Традиционное планирование ОО основано на ручном

планировании, фиксированных временных интервалах и статических методах приоритезации, что часто приводит к недоиспользованию, длительному ожиданию и неэффективной последовательности операций (Sharma et al., 2021). Машинное обучение (ML) на базе ИИ, прогнозная аналитика и алгоритмы усиленного обучения теперь позволяют динамически планировать операции, в режиме реального времени расставлять приоритеты и автоматизировать управление ресурсами ОП, что значительно повышает эффективность работы больниц, улучшает результаты лечения пациентов и экономическую эффективность (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее эффективных применений ИИ в планировании операционных является прогнозирование хирургических случаев и управление спросом. Традиционные методы планирования хирургических операций зависят от исторических средних показателей и ручного распределения блоков времени, которые не учитывают степень тяжести состояния пациентов в реальном времени, неотложные случаи и интраоперационные задержки (Zhang et al., 2021). Модели прогнозирования спроса на основе ИИ анализируют электронные медицинские карты (EHR), историческую продолжительность хирургических операций и демографические данные пациентов, чтобы прогнозировать будущий спрос на операционные, оптимизировать распределение временных интервалов и минимизировать перепланирование в последнюю минуту (Topol, 2019). Алгоритмы усиленного обучения на базе ИИ постоянно совершенствуют схемы планирования, анализируя показатели эффективности операционных в прошлом, что позволяет обеспечить выполнение высокоприоритетных операций без нарушения графика плановых операций (Sharma et al., 2021).

Оптимизация планирования операций в режиме реального времени с помощью ИИ также повышает загрузку и эффективность операционных. Традиционные модели планирования операционных полагаются на статические оценки времени для каждой процедуры, что часто приводит к простоям между операциями, простоям хирургической бригады и непредсказуемым перерасходам времени (Gupta et al., 2022). Динамические платформы планирования на базе ИИ используют оперативные данные в режиме реального времени (), показатели эффективности конкретных хирургов и модели прогнозирования продолжительности операций для динамической корректировки времени начала операций, распределения персонала и доступности оборудования (Zhang et al., 2021). Адаптивные системы планирования операционных на базе ИИ постоянно отслеживают ход операции, введение анестезии и интраоперационные осложнения, что позволяет в режиме реального времени перераспределять ресурсы операционных для принятия экстренных случаев, предотвращая при этом предотвратимые задержки (Topol, 2019).

ИИ также меняет подход к определению приоритетности пациентов и последовательности хирургических операций, интегрируя клиническую срочность, доступность хирургов и ограничения операционных в систему принятия решений на основе данных. Традиционная система определения приоритетности пациентов основана на ручной сортировке, субъективном мнении врачей и фиксированном графике операций, что часто приводит к задержкам в лечении пациентов с высоким риском и неэффективному распределению ресурсов (Sharma et al., 2021). Алгоритмы сортировки и последовательности операций на основе ИИ анализируют результаты предоперационных обследований, оценки тяжести заболевания и факторы риска сопутствующих заболеваний, чтобы рекомендовать оптимальный порядок операций, снижая количество осложнений и повышая безопасность

пациентов (Gupta et al., 2022). Модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ, интегрированные с радиологическими и патологическими отчетами, автоматически оценивают сложность и срочность хирургического вмешательства, обеспечивая своевременное оказание помощи пациентам в тяжелом состоянии без снижения общей эффективности работы операционных (Zhang et al., 2021).

Управление анестезией с помощью искусственного интеллекта и оптимизация укомплектованности операционных еще больше улучшают распределение ресурсов операционных. Традиционное планирование анестезии основано на ручной предоперационной оценке и фиксированной ротации персонала, что может привести к неэффективному использованию персонала и задержкам в подготовке пациентов (Torol, 2019). Модели прогнозирования рисков анестезии на основе искусственного интеллекта, обученные на основе данных о жизненных показателях пациентов, истории болезни и данных о процедурах, оптимизируют стратегии дозирования анестетиков, протоколы предоперационного голодания и интраоперационный мониторинг в режиме реального времени, сокращая количество хирургических осложнений и улучшая сроки восстановления пациентов (Sharma et al., 2021). Алгоритмы оптимизации кадрового обеспечения на базе ИИ анализируют исторические тенденции загрузки операционных, доступность хирургов и уровень усталости персонала, чтобы рекомендовать динамические корректировки смен, обеспечивая адекватное кадровое обеспечение и предотвращая переутомление анестезиологов, хирургических медсестер и техников операционных (Gupta et al., 2022).

Оптимизация оборудования операционных и цепочки поставок с помощью ИИ также повышает эффективность хирургических операций и сокращает растрату ресурсов. Традиционное управление цепочкой поставок в операционных основано на заранее составленных списках запасов и ручном отслеживании запасов, что может приводить к нехватке оборудования, избыточным запасам и задержкам хирургических операций (Zhang et al., 2021). Системы прогнозирования запасов на базе ИИ анализируют исторические модели использования, сроки поставки поставщиков и использование оборудования в режиме реального времени, чтобы оптимизировать доступность хирургических инструментов, обеспечить своевременную стерилизацию многоразовых инструментов и предотвратить отмену операций в последнюю минуту из-за отсутствия необходимых материалов (Sharma et al., 2021). Усовершенствованная с помощью ИИ радиочастотная идентификация (RFID) и системы отслеживания операционных с поддержкой IoT еще больше оптимизируют мониторинг хирургических инструментов в режиме реального времени, улучшая использование оборудования и сокращая затраты (Gupta et al., 2022).

Координация послеоперационного ухода и эффективность оборота операционных с помощью ИИ еще больше оптимизируют непрерывность рабочего процесса в больницах. Традиционное планирование послеоперационного восстановления и выписки из больницы основано на ручной оценке хирургов и медперсонала, что приводит к задержкам в обороте операционных и длительной госпитализации (Topol, 2019). Прогнозные модели восстановления на основе ИИ используют данные мониторинга пациентов в режиме реального времени, отслеживание мобильности и оценки обезболивания для выявления пациентов, готовых к ранней выписке или переводу в отделения с менее интенсивным лечением, что обеспечивает более быструю доступность операционных для новых

хирургических случаев (Zhang et al., 2021). Автоматизированные инструменты для ведения послеоперационной документации на базе ИИ, интегрированные с системами электронных медицинских карт и логистики больниц, оптимизируют отслеживание восстановления, планирование повторных визитов и протоколы обезболивания, снижая административную нагрузку и повышая безопасность пациентов (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свое преобразующее воздействие, планирование операционных и распределение ресурсов на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем, включая интерпретируемость моделей ИИ, соблюдение нормативных требований и интеграцию с устаревшими системами больниц. Платформы планирования хирургических операций на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным пациентов, аналитике рабочих процессов больниц и системам поддержки клинических решений (CDSS), что вызывает опасения относительно конфиденциальности данных, соблюдения HIPAA/GDPR и прозрачности алгоритмов (Sharma et al., 2021). Обеспечение беспристрастного принятия решений ИИ, настройки под конкретных хирургов и бесперебойной совместимости с существующим программным обеспечением для управления операционными больниц (например, EPIC, Cerner, Meditech) имеет решающее значение для широкого внедрения ИИ в автоматизацию хирургических рабочих процессов (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в планировании операционных и распределении ресурсов будет связано с более широким использованием автоматизации на основе ИИ, цифровых симуляторов хирургических операций и полностью автономной оптимизации рабочих процессов в операционных. Платформы управления операционными на базе ИИ с функцией самообучения будут постоянно совершенствовать схемы планирования, модели

укомплектования персоналом и последовательность хирургических операций на основе аналитики в режиме реального времени и тенденций послеоперационного восстановления, обеспечивая адаптивное планирование операционных с минимальным вмешательством человека (Torol, 2019). Усовершенствованное ИИ моделирование цифровых двойников создаст виртуальные копии операций в операционных, что позволит администраторам тестировать различные сценарии планирования, прогнозировать узкие места и оптимизировать распределение ресурсов до внедрения в реальную практику (Sharma et al., 2021). Автоматизация процессов с помощью ИИ (RPA) в логистике операционных еще больше оптимизирует стерилизацию хирургических инструментов, предоперационную подготовку пациентов и координацию рабочего процесса во время операции, повышая эффективность хирургических вмешательств и безопасность пациентов (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в планирование работы операционных и управление ресурсами будет способствовать беспрецедентному повышению эффективности хирургических операций, пропускной способности больниц и ориентированности на пациента, обеспечивая оптимизированную, основанную на данных работу операционных в системах здравоохранения по всему миру.

ИИ в прогнозном обслуживании медицинского оборудования

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует прогнозное техническое обслуживание медицинского оборудования за счет улучшения мониторинга в реальном времени, прогнозирования отказов и автоматической диагностики. Традиционные

стратегии технического обслуживания основаны на плановом профилактическом обслуживании или реактивном ремонте, что может привести к неожиданным сбоям оборудования, увеличению времени простоя и дорогостоящему аварийному ремонту (Sharma et al., 2021). Обучение машин на основе ИИ (ML), глубокое обучение (DL) и прогнозная аналитика с использованием Интернета вещей (IoT) теперь позволяют осуществлять раннее обнаружение неисправностей, проактивное планирование технического обслуживания и автоматическую оптимизацию производительности, обеспечивая более высокую надежность оборудования, снижение эксплуатационных расходов и повышение безопасности пациентов (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в прогнозном техническом обслуживании является мониторинг состояния оборудования в режиме реального времени и обнаружение аномалий. Традиционные методы технического обслуживания основаны на ручных проверках, графиках планового обслуживания и фиксированных циклах замены, которые могут не точно предсказать, когда критически важное медицинское устройство подвергается риску выхода из строя (Zhang et al., 2021). Платформы прогнозного технического обслуживания на базе ИИ интегрируют данные датчиков медицинских устройств, журналы исторических сбоев и показатели эксплуатации для выявления ранних признаков износа, ухудшения производительности и потенциальных поломок (Topol, 2019). Алгоритмы обнаружения аномалий на базе ИИ, обученные на больших наборах данных о прошлых сбоях оборудования (), могут выявлять незначительные отклонения в поведении оборудования, что позволяет больницам устранять проблемы технического обслуживания до того, как они перерастут в серьезные сбои (Sharma et al., 2021).

Усовершенствованные с помощью ИИ модели прогнозирования отказов также улучшают планирование технического обслуживания и распределение ресурсов. Традиционное планирование технического обслуживания основано на заранее определенных интервалах обслуживания, которые могут не учитывать реальные модели использования и факторы окружающей среды, влияющие на производительность оборудования (Gupta et al., 2022). Системы прогнозирования на основе ИИ анализируют данные датчиков в режиме реального времени, вероятности отказов на основе машинного обучения и условия окружающей среды, такие как температура и влажность, что позволяет динамически планировать техническое обслуживание на основе фактического состояния оборудования, а не произвольных временных интервалов (Zhang et al., 2021). Алгоритмы оценки рисков на базе ИИ дополнительно приоритезируют устройства с высоким риском, обеспечивая своевременное техническое обслуживание критически важного оборудования, такого как МРТ-сканеры, вентиляторы и инфузионные насосы, при одновременной оптимизации использования ресурсов (Torol, 2019).

Прогнозная аналитика на базе искусственного интеллекта и Интернета вещей играет решающую роль в проактивном обслуживании медицинского оборудования. Традиционный мониторинг больничного оборудования основан на ручном вводе данных, отчетах технических специалистов и реактивном устранении неисправностей, что может привести к задержкам в диагностике неисправностей оборудования и длительным простоям (Sharma et al., 2021). Интегрированные в IoT системы мониторинга на базе ИИ непрерывно собирают показатели производительности в режиме реального времени с подключенных медицинских устройств, анализируя модели энергопотребления, частоту вибрации и рабочие циклы, чтобы выявлять возникающие проблемы технического обслуживания до

того, как они повлияют на клиническую работу (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ цифровые модели-двойники моделируют работу медицинских устройств в различных сценариях эксплуатации, позволяя больницам прогнозировать потенциальные сбои и проактивно оптимизировать меры по техническому обслуживанию (Zhang et al., 2021)..

Автоматизированные системы диагностики и обнаружения неисправностей на базе ИИ также преобразуют рабочие процессы технического обслуживания медицинского оборудования. Традиционные методы устранения неисправностей полагаются на опыт технических специалистов, ручное тестирование и процессы ремонта методом проб и ошибок, что может привести к более длительным простоям оборудования и более высоким затратам на рабочую силу (Torol, 2019). Диагностические алгоритмы на базе ИИ, интегрированные в системы управления техническим обслуживанием больниц (CMMS), автоматически анализируют журналы ошибок оборудования, показания датчиков и исторические модели отказов, обеспечивая обнаружение неисправностей в режиме реального времени, анализ первопричин и рекомендации по ремонту (Sharma et al., 2021). Платформы удаленного устранения неисправностей на базе ИИ позволяют инженерам-биомедикам получать автоматические оповещения и пошаговые инструкции по ремонту, что снижает необходимость выезда технических специалистов на место и сводит к минимуму перерывы в обслуживании (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованное с помощью ИИ прогнозное техническое обслуживание также улучшает управление запасными частями и эффективность цепочки поставок. Традиционные отделы технического обслуживания больниц сталкиваются с проблемами,

связанными с нехваткой запасных частей, задержками в процессах закупки и избыточными затратами на запасы, что влияет на доступность медицинского оборудования и сроки ремонта (Zhang et al., 2021). Системы прогнозного управления запасами на базе ИИ анализируют исторические данные по техническому обслуживанию, частоту отказов и сроки поставки поставщиков для прогнозирования спроса на запасные части, оптимизации уровня запасов и автоматизации заявок на закупку (Sharma et al., 2021). Модели оптимизации цепочки поставок на базе ИИ дополнительно гарантируют наличие критически важных запасных частей до возникновения отказов, сокращая время простоя и повышая операционную эффективность (Topol, 2019).

Кибербезопасность и мониторинг соответствия нормативным требованиям на базе ИИ также повышают надежность медицинского оборудования и соблюдение нормативных требований. С ростом популярности подключенных медицинских устройств и удаленной диагностики больницы сталкиваются с повышенными рисками кибербезопасности, проблемами соблюдения нормативных требований и уязвимостями программного обеспечения (Gupta et al., 2022). Аналитические платформы кибербезопасности на базе ИИ постоянно отслеживают подключенное к сети медицинское оборудование на предмет необычной активности, попыток несанкционированного доступа и потенциальных угроз вредоносного ПО, обеспечивая возможность ИТ-командам больниц проактивно реагировать на нарушения безопасности (Sharma et al., 2021). Отслеживание нормативно-правового соответствия на базе ИИ автоматизирует обновление сертификатов устройств, управление исправлениями программного обеспечения и требования к отчетности FDA/EMA, снижая риски, связанные с несоблюдением нормативных требований, и

обеспечивая соблюдение стандартов безопасности медицинских устройств (Zhang et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, прогнозное техническое обслуживание на основе ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с точностью моделей ИИ, совместимостью с устаревшими больничными системами и вопросами конфиденциальности данных. Платформы технического обслуживания на основе ИИ требуют постоянного обучения на разнообразных наборах данных о медицинских устройствах, чтобы обеспечить точность прогнозных моделей в различных больничных условиях и с оборудованием разных марок (Toro1, 2019). Обеспечение беспрепятственной интеграции с системами CMMS больниц, платформами EHR и системами биомедицинской инженерии также имеет решающее значение для эффективного внедрения ИИ в рабочие процессы технического обслуживания больниц (Gupta et al., 2022). Кроме того, системы мониторинга в реальном времени на базе ИИ должны соответствовать нормам конфиденциальности данных, таким как HIPAA и GDPR, обеспечивая защиту конфиденциальных данных медицинских устройств, связанных с пациентами, от несанкционированного доступа (Sharma et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в области прогнозного технического обслуживания медицинского оборудования будет связано с более широким использованием автоматизации на базе ИИ, самовосстанавливающихся медицинских устройств и облачной аналитики технического обслуживания. Самообучающиеся платформы прогнозного технического обслуживания на базе ИИ будут постоянно совершенствовать модели прогнозирования отказов оборудования () на основе данных о производительности в

реальном времени, исторических тенденций отказов и внешних факторов окружающей среды, обеспечивая адаптивное планирование технического обслуживания с минимальным вмешательством человека (Zhang et al., 2021). Самовосстанавливающиеся медицинские устройства на базе ИИ, оснащенные встроенными диагностическими модулями ИИ, будут автономно обнаруживать незначительные неисправности, выполнять автоматическую перекалибровку и запрашивать обновления программного обеспечения, сокращая необходимость в ручном устранении неисправностей и внешнем ремонте (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ облачные сети прогнозного технического обслуживания будут еще больше расширять возможности удаленного мониторинга, сравнительного анализа оборудования разных больниц и централизованной аналитики технического обслуживания, что позволит поставщикам медицинских услуг оптимизировать производительность медицинского оборудования в нескольких больницах (Topol, 2019).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозное техническое обслуживание медицинского оборудования будет способствовать беспрецедентному повышению операционной эффективности больниц, надежности оборудования и безопасности пациентов, обеспечивая основанный на данных проактивный подход к управлению инфраструктурой здравоохранения во всем мире.

Вызовы и этические соображения в области оптимизации больниц с помощью ИИ

Несмотря на преимущества ИИ в оптимизации ресурсов больниц, остается ряд проблем:

1. Интеграция и совместимость данных — системы ИИ требуют доступа к данным больниц в режиме реального времени, но многие медицинские учреждения по-прежнему используют устаревшие электронные медицинские карты (EHR) и разрозненные хранилища данных, что затрудняет интеграцию (Jiang et al., 2021).
2. Алгоритмическая предвзятость и этические проблемы — модели ИИ, обученные на нерепрезентативных данных больниц, могут усилить неравенство в лечении пациентов, особенно в группах населения с ограниченным доступом к медицинской помощи (Obermeyer et al., 2019).
3. Проблемы безопасности и конфиденциальности – Управление больницами на основе ИИ основано на сборе больших объемов данных о пациентах, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности данных, кибербезопасности и соблюдения таких нормативных актов, как HIPAA и GDPR (Samek et al., 2017).
4. Соппротивление персонала внедрению ИИ – Многие администраторы больниц и врачи неохотно полагаются на автоматизацию на основе ИИ, опасаясь потери работы или чрезмерной зависимости от технологий. Для успешного внедрения ИИ крайне важно обеспечить, чтобы он улучшал, а не заменял человеческое принятие решений (Torol, 2019).

Будущее ИИ в оптимизации ресурсов больниц

Будущее оптимизации больниц с помощью ИИ, вероятно, будет включать:

- Автономные системы управления больницами на базе ИИ, в которых потоки данных в режиме реального времени постоянно корректируют укомплектованность персоналом, управление койко-местами и доступность оборудования.
- Интеграция ИИ с устройствами Интернета вещей (IoT), позволяющая автоматизировать отслеживание медицинских ресурсов, перемещения пациентов и мониторинг окружающей среды.
- Расширение моделей федеративного обучения, обеспечивающих безопасную децентрализованную аналитику в больницах на базе искусственного интеллекта без раскрытия данных пациентов.
- Системы реагирования на кризисные ситуации в больницах на базе искусственного интеллекта, способные предвидеть чрезвычайные ситуации (например, массовые несчастные случаи, пандемии) и динамически перераспределять ресурсы.

Благодаря постоянным усовершенствованиям ИИ будет и дальше оптимизировать работу больниц, снижать неэффективность и улучшать результаты лечения пациентов, открывая новую эру интеллектуального управления здравоохранением на основе данных.

Прогнозная аналитика для результатов лечения пациентов

Введение в прогнозную аналитику в здравоохранении

Прогнозная аналитика преобразует современное здравоохранение, используя машинное обучение (ML), искусственный интеллект (ИИ) и аналитику больших данных для прогнозирования результатов лечения пациентов, течения заболеваний и эффективности лечения. Традиционное принятие решений в здравоохранении основано на клиническом опыте, ретроспективном анализе и обобщенных рекомендациях по лечению, которые, хотя и эффективны, часто не учитывают индивидуальные различия в реакции пациентов, сопутствующие заболевания и факторы образа жизни (Sharma et al., 2021). Прогнозные модели на основе ИИ, обученные на электронных медицинских картах (EHR), геномных данных и системах мониторинга пациентов в режиме реального времени, теперь позволяют осуществлять персонализированную медицину, раннее выявление заболеваний и проактивные стратегии вмешательства, улучшая как клиническую эффективность, так и результаты лечения пациентов (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значительных преимуществ прогнозной аналитики в здравоохранении является ее способность выявлять пациентов из группы высокого риска до наступления критического ухудшения состояния. Традиционная оценка рисков в больницах основана на ручных системах оценки и интуиции врачей, которые не всегда могут учесть тонкие нелинейные взаимосвязи между факторами риска и прогрессированием заболевания (Torol, 2019). Модели стратификации рисков на основе ИИ, обученные на продольных записях пациентов и физиологических параметрах в режиме реального времени (), могут точно предсказывать начало сепсиса, вероятность инсульта и риск остановки сердца, что позволяет врачам начинать раннее вмешательство и снижать уровень смертности (Zhang et al., 2021). Эти модели используют нейронные сети, градиентный бустинг и методы ансамблевого обучения, постоянно уточняя свои прогнозы на основе поступающих данных

о пациентах, чтобы улучшить принятие клинических решений и распределение ресурсов больниц (Sharma et al., 2021).

Прогнозная аналитика также революционизирует лечение хронических заболеваний, в частности диабета, сердечно-сосудистых заболеваний и рака. Традиционные стратегии лечения сосредоточены на корректировке лечения на основе периодических клинических оценок, которые не всегда позволяют своевременно выявить ухудшение состояния (Gupta et al., 2022). Модели прогрессирования заболеваний на основе ИИ, использующие временные ряды данных из электронных медицинских карт, носимых датчиков и генетических профилей, позволяют выявлять обострения заболеваний на ранних стадиях, корректировать лечение с учетом индивидуальных особенностей пациентов и проводить профилактические меры по изменению образа жизни, что снижает количество госпитализаций и улучшает качество жизни пациентов (Torol, 2019). Например, системы мониторинга глюкозы на базе ИИ анализируют непрерывные показатели глюкозы, пищевые привычки и реакцию на инсулин, чтобы рекомендовать корректировку дозировки инсулина и планирование питания в режиме реального времени, что значительно улучшает контроль гликемии у пациентов с диабетом (Zhang et al., 2021).

Еще одним важным применением прогнозной аналитики является прогнозирование повторной госпитализации и оптимизация ресурсов. Повторные госпитализации создают значительную нагрузку на системы здравоохранения, приводя к увеличению затрат, снижению эффективности работы больниц и ухудшению результатов лечения пациентов (Sharma et al., 2021). Традиционное планирование выписки из больницы основано на субъективном мнении врача и заранее определенных клинических критериях, которые

могут не учитывать индивидуальные факторы риска повторной госпитализации пациента (Gupta et al., 2022). Модели риска повторной госпитализации на основе ИИ, обученные на многомерных наборах данных о пациентах, включая клиническую историю, социально-экономические факторы и данные наблюдения после выписки, могут точно предсказать пациентов с высоким риском повторной госпитализации, что позволяет больницам осуществлять целевые последующие меры, мониторинг здоровья на дому и индивидуальные планы выписки для сокращения числа предотвратимых госпитализаций (Topol, 2019).

Прогнозная аналитика также улучшает управление отделениями интенсивной терапии (ОИТ) и поддержку принятия решений в критических ситуациях. Пациенты ОИТ часто испытывают быстрые физиологические изменения, требующие постоянного мониторинга и принятия решений в режиме реального времени (Zhang et al., 2021). Традиционное управление ОИТ основано на клиническом наблюдении, периодических лабораторных анализах и эвристических системах оценки, таких как шкала APACHE (Acute Physiology and Chronic Health Evaluation), которые не всегда могут предсказать внезапное ухудшение состояния (Sharma et al., 2021). Системы раннего предупреждения на базе ИИ, использующие данные телеметрии ОИТ в реальном времени, показатели артериального газа крови и динамические физиологические параметры, могут обнаруживать ранние признаки органной недостаточности, вентиляторной пневмонии и гемодинамической нестабильности, что позволяет проводить проактивные клинические вмешательства и повышать выживаемость пациентов (Gupta et al., 2022).

Прогнозная аналитика на основе ИИ также играет важную роль в персонализированной медицине и прогнозировании реакции на лечение. Традиционные протоколы лечения основаны на обобщенных клинических рекомендациях и данных об эффективности на уровне населения, которые не всегда соответствуют реакции отдельных пациентов (Topol, 2019). Модели прецизионной медицины на базе ИИ, обученные на многоомических наборах данных, фармакогеномических данных и данных клинических испытаний, могут предсказать, как пациент, вероятно, отреагирует на конкретный режим лечения, что позволяет разработать индивидуальные планы лечения с оптимизированными терапевтическими результатами (Zhang et al., 2021). Эти модели позволяют онкологам выбирать наиболее эффективные схемы химиотерапии на основе генетических профилей опухолей, что помогает принимать решения об иммунотерапии и минимизировать побочные реакции на лекарства (Gupta et al., 2022).

Прогнозная аналитика также улучшает психиатрическую помощь, позволяя выявлять психические расстройства на ранних стадиях и оценивать риск суицида. Традиционная диагностика психических расстройств основана на самооценке симптомов, периодических психиатрических обследованиях и субъективных клинических оценках, которые не всегда позволяют выявить ранние признаки психических заболеваний (Sharma et al., 2021). Модели анализа настроений и обработки естественного языка (NLP) на основе ИИ, анализирующие речевые паттерны, цифровое поведение и биометрические показатели, могут выявлять ранние признаки депрессии, тревоги и суицидальных мыслей, что позволяет своевременно принимать меры по охране психического здоровья и реализовывать стратегии предотвращения кризисов (Topol, 2019).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, прогнозная аналитика в здравоохранении сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, интерпретируемости моделей ИИ и этическими соображениями. Прогнозные модели на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным пациентов из электронных медицинских карт, геномных баз данных и носимых устройств для мониторинга здоровья, что вызывает опасения по поводу соблюдения закона HIPAA, регламента GDPR и безопасности данных (Gupta et al., 2022). Кроме того, для внедрения в реальную клиническую практику необходимо обеспечить прозрачность и объяснимость моделей ИИ, а также доверие к ним со стороны врачей (Sharma et al., 2021). Необходимо также учитывать этические соображения, такие как предвзятость прогнозных моделей и равный доступ к здравоохранению, чтобы предотвратить неравенство в медицинских вмешательствах, основанных на ИИ (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее прогнозной аналитики в здравоохранении будет связано с более широким использованием искусственного интеллекта, интеграцией мультимодальных данных и поддержкой принятия клинических решений в режиме реального времени. Самообучающиеся прогнозные модели на базе искусственного интеллекта будут постоянно совершенствовать системы оценки рисков на основе реальных результатов лечения пациентов, повышая точность диагностики и клиническую полезность (Topol, 2019). Моделирование цифровых двойников на основе ИИ позволит проводить персонализированные симуляции заболеваний, что даст врачам возможность тестировать различные сценарии лечения перед их внедрением в реальную практику (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные ИИ подходы к федеративному обучению с использованием методов « », обеспечивающие конфиденциальность обучения ИИ в децентрализованных

больничных сетях, будут способствовать дальнейшему масштабному внедрению прогнозной аналитики в здравоохранении во всем мире (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозную аналитику в здравоохранении будет способствовать беспрецедентным улучшениям в области ранней диагностики заболеваний, прецизионной медицины и эффективности здравоохранения, обеспечивая принятие клинических решений на основе данных и с ориентацией на пациента во всем мире.

Источники данных для прогнозной аналитики результатов лечения пациентов

Прогнозная аналитика в здравоохранении опирается на разнообразные источники данных для разработки точных, основанных на данных моделей, которые улучшают результаты лечения пациентов, профилактику заболеваний и планирование лечения. Традиционное принятие клинических решений зависит от опыта врачей, лабораторных тестов и ретроспективного анализа, которые могут не в полной мере отражать сложность динамики здоровья пациентов (Sharma et al., 2021). Прогнозные модели на основе искусственного интеллекта, основанные на электронных медицинских картах (EHR), физиологическом мониторинге в реальном времени, геномных данных и социальных детерминантах здоровья (SDOH), позволяют обеспечить проактивный уход за пациентами, раннее выявление заболеваний и персонализированные стратегии лечения (Gupta et al., 2022). Благодаря интеграции структурированных и неструктурированных данных здравоохранения,

прогнозная аналитика улучшает оценку рисков, раннее вмешательство и подходы к точной медицине, повышая эффективность здравоохранения и безопасность пациентов (Topol, 2019).

Одним из наиболее фундаментальных источников данных для прогнозирования результатов лечения пациентов являются электронные медицинские карты (EHR). EHR содержат продольные данные о пациентах, включая демографические данные, историю болезни, результаты лабораторных исследований, информацию об употреблении лекарственных средств и клинические записи, что обеспечивает комплексный набор данных для стратификации рисков и прогнозирования заболеваний на основе ИИ (Zhang et al., 2021). Традиционный анализ EHR основан на системах поддержки принятия решений на основе правил, которые могут быть ограничены статическими пороговыми значениями и изменчивостью человеческого ввода (Sharma et al., 2021). Модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ извлекают клинически значимую информацию из неструктурированных текстовых данных EHR, таких как записи врачей и радиологические отчеты, что позволяет автоматизировать оценку рисков пациентов и прогнозировать развитие заболеваний (Gupta et al., 2022). Кроме того, модели глубокого обучения, обученные на мультимодальных наборах данных EHR, улучшают раннее выявление хронических заболеваний, риска сепсиса и послеоперационных осложнений, улучшая принятие клинических решений и распределение ресурсов (Topol, 2019).

Еще одним важным источником данных для прогнозной аналитики являются данные мониторинга в реальном времени, получаемые с носимых и подключенных к Интернету устройств для мониторинга здоровья. Традиционный мониторинг пациентов основан на

периодических измерениях жизненно важных показателей во время посещений больницы, что может не позволить зафиксировать острые физиологические изменения и ранние признаки ухудшения состояния (Zhang et al., 2021). Системы удаленного мониторинга пациентов (RPM) на базе искусственного интеллекта, интегрирующие устройства для непрерывного мониторинга уровня глюкозы, умные часы, ЭКГ-пластыри и тонометры, предоставляют потоки данных о здоровье в режиме реального времени, что позволяет своевременно вмешаться в случае пациентов с хроническими заболеваниями, такими как диабет, гипертония и сердечно-сосудистые заболевания (Sharma et al., 2021). Алгоритмы обнаружения аномалий на базе ИИ, анализирующие вариабельность сердечного ритма, дыхательные паттерны и данные о движении, могут выявлять ранние признаки аритмии, апноэ во сне или послеоперационных осложнений, что позволяет своевременно проводить клинические вмешательства и сокращать количество экстренных госпитализаций (Gupta et al., 2022).

Данные геномики и биомаркеров также необходимы для точной медицины на базе ИИ и прогнозной аналитики в здравоохранении. Традиционное прогнозирование риска заболеваний основано на семейном анамнезе, факторах образа жизни и прогрессировании симптомов, которые могут не точно отражать индивидуальные генетические предрасположенности (Torol, 2019). Модели интеграции мультиомики на базе ИИ, сочетающие геномные, протеомные и метаболомные данные, позволяют проводить персонализированную оценку риска заболеваний и давать индивидуальные рекомендации по лечению (Zhang et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ полигенные оценки риска (PRS) анализируют тысячи генетических вариантов для прогнозирования предрасположенности к заболеваниям, что позволяет разработать профилактические

стратегии для таких заболеваний, как рак, болезнь Альцгеймера и сердечно-сосудистые заболевания (Sharma et al., 2021). Алгоритмы обнаружения биомаркеров на основе ИИ, обученные на крупномасштабных наборах данных клинических испытаний, позволяют раннее выявлять раковые мутации, маркеры лекарственной устойчивости и предикторы ответа на иммунотерапию, способствуя развитию таргетной терапии и прецизионной онкологии (Gupta et al., 2022).

Медицинская визуализация и радиомика на базе ИИ также играют важную роль в прогнозировании результатов лечения пациентов. Традиционная интерпретация радиологических данных основана на ручной оценке радиологами, которая может быть подвержена человеческой вариабельности и межэкспертным расхождениям (Torol, 2019). Системы компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ, использующие сверточные нейронные сети (CNN) и прогнозные моделирование на основе радиомики, анализируют рентгеновские снимки, компьютерные томограммы, МРТ и ПЭТ-сканы, что позволяет на ранней стадии выявлять прогрессирование заболевания, реакцию опухоли на лечение и послеоперационные осложнения (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ модели обнаружения узелков в легких, обученные на тысячах аннотированных компьютерных томограмм, значительно улучшают раннюю диагностику рака легких, сокращая количество ложноотрицательных результатов и облегчая своевременное лечение (Zhang et al., 2021). Кроме того, модели радиомики на основе глубокого обучения, анализирующие текстуру, форму и гетерогенность опухолей, предоставляют онкологам ценную прогностическую информацию, помогая в планировании индивидуального лечения и корректировке терапии (Gupta et al., 2022).

Социальные детерминанты здоровья (SDOH) и данные о поведении все чаще интегрируются в прогнозные модели здравоохранения на базе искусственного интеллекта. Традиционные подходы к здравоохранению часто упускают из виду влияние социально-экономических факторов, доступ к медицинской помощи и воздействие окружающей среды на здоровье пациентов (Torol, 2019). Платформы прогнозной аналитики на базе ИИ, анализирующие стабильность жилищных условий, продовольственную безопасность, доступ к транспорту и уровень загрязнения окружающей среды на уровне сообществ, позволяют проводить персонализированную оценку рисков для здоровья и принимать целенаправленные меры в области общественного здравоохранения (Sharma et al., 2021). Модели анализа настроений на основе ИИ, использующие данные социальных сетей и онлайн-форумов по вопросам здоровья, также предоставляют информацию о тенденциях в области здоровья населения, нежелании вакцинироваться и факторах риска для психического здоровья, что позволяет улучшить стратегии здравоохранения на уровне сообществ (Zhang et al., 2021).

Несмотря на преобразующий потенциал прогнозной аналитики на базе ИИ, интеграция различных источников данных в сфере здравоохранения сопряжена с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, барьерами взаимодействия и этическими соображениями. Прогнозные модели на базе ИИ требуют доступа к конфиденциальным данным пациентов, что вызывает опасения в отношении соблюдения законов HIPAA и GDPR, а также требований кибербезопасности в сфере здравоохранения (Gupta et al., 2022). Обеспечение беспрепятственной совместимости платформ EHR, данных носимых устройств и геномных баз данных также имеет решающее значение для эффективного внедрения ИИ в клиническую практику (Sharma et al., 2021). Кроме того, прогнозные

модели здравоохранения на основе ИИ должны учитывать алгоритмическую предвзятость, равный доступ к диагностике на основе ИИ и прозрачность систем поддержки клинических решений, обеспечивая этическое и ориентированное на пациента внедрение ИИ (Torol, 2019).

В перспективе будущее прогнозной аналитики результатов лечения пациентов будет связано с более широким использованием автоматизации на основе ИИ, федеративным обучением для децентрализованной обработки данных здравоохранения и симуляциями цифровых двойников для моделирования результатов лечения конкретных пациентов. Федеративные платформы обучения на основе ИИ, которые позволяют безопасно обучать модели ИИ в нескольких медицинских учреждениях без централизации данных пациентов (), улучшат глобальные возможности прогнозной аналитики, обеспечивая при этом соблюдение конфиденциальности (Zhang et al., 2021). Усовершенствованная ИИ технология цифровых двойников, создающая виртуальные модели пациентов на основе данных о здоровье в реальном времени, геномики и факторов образа жизни, позволит проводить персонализированные симуляции лечения, оптимизируя терапевтические вмешательства перед их применением в реальных условиях (Gupta et al., 2022). Мультимодальная прогнозная аналитика на базе ИИ, интегрирующая электронные медицинские карты, данные визуализации, геномики и носимые устройства, будет способствовать дальнейшему развитию прецизионной медицины, поддержки принятия клинических решений в режиме реального времени и решений в области здравоохранения, ориентированных на пациента, во всем мире (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция с различными источниками данных в сфере здравоохранения будет способствовать беспрецедентному улучшению прогнозной

аналитики в здравоохранении, прецизионной медицине и раннем вмешательстве при заболеваниях, обеспечивая основанный на данных проактивный подход к лечению пациентов во всем мире.

Модели машинного обучения для прогнозирования результатов лечения пациентов

Машинное обучение (ML) революционизировало прогнозирование результатов лечения пациентов, обеспечив возможность проведения основанной на данных, высокоточной оценки рисков в режиме реального времени. Традиционное принятие решений в здравоохранении опирается на системы, основанные на правилах, опыт врачей и исследования на уровне населения, которые, несмотря на свою ценность, часто не учитывают сложные нелинейные взаимосвязи в данных о пациентах (Sharma et al., 2021). Модели машинного обучения, обученные на электронных медицинских картах (EHR), данных визуализации, геномике и данных носимых датчиков, теперь прогнозируют прогрессирование заболеваний, реакцию на лечение и потребности больниц в ресурсах (), что позволяет осуществлять персонализированную медицину и проактивные клинические вмешательства (Gupta et al., 2022). Эти модели ML варьируются от алгоритмов контролируемого обучения, таких как деревья решений и машины опорных векторов, до архитектур глубокого обучения, таких как сверточные нейронные сети (CNN) и

рекуррентные нейронные сети (RNN), которые все способствуют улучшению ухода за пациентами и повышению эффективности здравоохранения (Topol, 2019).

Одним из наиболее широко используемых методов машинного обучения в прогнозировании исходов лечения пациентов является контролируемое обучение, которое основано на меченых исторических данных для обучения прогнозирующих моделей. Деревья решений и методы градиентного бустинга, такие как XGBoost и LightGBM, продемонстрировали высокую точность в прогнозировании развития сепсиса, риска повторной госпитализации и побочных реакций на лекарственные препараты (Zhang et al., 2021). Эти модели анализируют структурированные клинические данные, включая результаты лабораторных анализов, показатели жизненно важных функций и историю приема лекарств, для генерации в режиме реального времени оценок риска для отдельных пациентов, помогая врачам принимать проактивные решения о лечении (Sharma et al., 2021). Модели логистической регрессии на базе ИИ, используемые для задач бинарной классификации, оказались особенно эффективными в ранней диагностике инсульта и прогнозировании сердечной недостаточности, предлагая объяснимые оценки риска на основе четко определенных клинических параметров (Gupta et al., 2022).

Еще одним важным классом моделей ML в прогнозной аналитике здравоохранения является неконтролируемое обучение, которое выявляет скрытые закономерности и кластеры в немаркированных данных пациентов. В отличие от традиционных клинических рекомендаций, основанных на фиксированных классификациях заболеваний, неконтролируемое обучение позволяет проводить персонализированную стратификацию рисков на основе сходств между пациентами (Topol, 2019). Алгоритмы кластеризации на

основе ИИ, такие как k-means и иерархическая кластеризация, используются для группировки пациентов с похожими траекториями заболевания, что позволяет проводить целенаправленные вмешательства и разрабатывать персонализированные планы лечения (Zhang et al., 2021). Например, модели неконтролируемой кластеризации помогли классифицировать подтипы диабета на основе метаболических маркеров (), что позволило улучшить индивидуальные стратегии лечения (Sharma et al., 2021). Кроме того, для уменьшения размерности сложных наборов данных о пациентах часто используются анализ главных компонент (PCA) и t-SNE (t-распределенное стохастическое встраивание соседей), что улучшает интерпретируемость и эффективность прогнозной аналитики (Gupta et al., 2022).

Глубокое обучение стало мощным инструментом для прогнозирования результатов лечения пациентов, особенно в медицинской визуализации, обработке естественного языка (NLP) и прогнозировании временных рядов. Сверточные нейронные сети (CNN), первоначально разработанные для приложений компьютерного зрения, продемонстрировали замечательную точность в радиологии, патологии и дерматологии, позволяя автоматизировать обнаружение заболеваний и оценку прогноза (Topol, 2019). Архитектуры CNN на базе ИИ, такие как ResNet и EfficientNet, значительно улучшили обнаружение рака легких на компьютерных томограммах и скрининг диабетической ретинопатии по изображениям сетчатки, снизив вариабельность диагностики и повысив показатели раннего выявления (Zhang et al., 2021).

Рекуррентные нейронные сети (RNN) и трансформерные модели играют важную роль в прогнозировании последовательных данных в здравоохранении, таких как мониторинг

пациентов в отделениях интенсивной терапии и прогрессирование хронических заболеваний. В отличие от традиционных моделей, которые анализируют статические снимки пациентов, RNN могут обрабатывать временные зависимости в данных пациентов, что позволяет более точно прогнозировать ухудшение состояния пациентов, риск сепсиса и потребность в искусственной вентиляции легких (Gupta et al., 2022). Сети с искусственным интеллектом и длинной кратковременной памятью (LSTM), представляющие собой специализированный тип RNN, широко используются для прогнозирования смертности пациентов отделений интенсивной терапии и оптимизации настроек аппаратов ИВЛ на основе данных о дыхании в режиме реального времени (Sharma et al., 2021). Кроме того, модели на основе трансформеров, такие как BERT и GPT, продемонстрировали превосходную эффективность при анализе неструктурированных клинических записей и прогнозировании течения заболевания на основе документации врачей (Torol, 2019).

Модели обучения с подкреплением (RL) на базе ИИ также играют важную роль в оптимизации стратегий лечения и персонализированной медицине. В отличие от традиционных моделей ML, которые делают одноразовые прогнозы, модели обучения с подкреплением учатся на основе последовательных процессов принятия решений, постоянно оптимизируя схемы лечения на основе реакции пациентов (Zhang et al., 2021). Системы поддержки клинических решений (CDSS) на основе RL с использованием ИИ, обученные на данных EHR и моделях реакции на лекарства, могут рекомендовать персонализированные схемы химиотерапии, оптимизировать дозировку инсулина для лечения диабета и корректировать настройки вентиляторов у пациентов в критическом состоянии (Sharma et al., 2021). Эти модели используют алгоритмы многорукого бандита и

глубокие Q-сети (DQN) для поиска оптимальных стратегий лечения при минимальном вреде для пациента и максимальных клинических результатах (Gupta et al., 2022).

Прогнозная аналитика на основе машинного обучения также была интегрирована в работу больниц и логистику здравоохранения для улучшения управления ресурсами и безопасности пациентов. Традиционные рабочие процессы в больницах основаны на ручном управлении койко-местами, статических графиках работы персонала и реактивных корректировках цепочки поставок, что приводит к возникновению узких мест и неэффективности (Torol, 2019). Модели прогнозирования занятости больничных коек на основе ИИ, использующие градиентный бустинг и глубокое обучение с подкреплением, могут прогнозировать потребность в койках в отделениях интенсивной терапии, оптимизировать планирование выписки пациентов и эффективно распределять ресурсы, сокращая переполненность отделений неотложной помощи и улучшая поток пациентов (Zhang et al., 2021). Модели укомплектования медперсонала на основе ИИ, интегрирующие исторические данные о численности пациентов и сезонные тенденции заболеваемости, позволяют адаптировать графики работы персонала, обеспечивая оптимальное соотношение медсестер и пациентов и предотвращая переутомление персонала (Sharma et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, машинное обучение в прогнозировании результатов лечения пациентов сталкивается с рядом проблем, включая неоднородность данных, интерпретируемость и этические вопросы. Прогнозные модели на базе ИИ зависят от высококачественных стандартизированных наборов данных, однако многие медицинские учреждения сталкиваются с проблемами несогласованности форматов электронных

медицинских карт, отсутствием значений и предвзятостью данных для обучения (Gupta et al., 2022). Обеспечение интерпретируемости моделей ИИ также имеет решающее значение для их внедрения в клиническую практику, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» могут давать высокоточные прогнозы без прозрачных объяснений для врачей (Torol, 2019). Для предотвращения неравенства в применении прогнозной аналитики необходимо также учитывать этические соображения, такие как предвзятость в диагностике на основе ИИ и равный доступ к медицинским услугам, основанным на ИИ (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее машинного обучения в прогнозной аналитике здравоохранения будет связано с большей автоматизацией моделей, созданием объяснимых ИИ-фреймворков (XAI) и федеративным обучением для децентрализованного обучения моделей. ИИ-модели XAI, которые предоставляют понятные для человека объяснения клинических решений, повысят доверие врачей и обеспечат соблюдение нормативных требований, что позволит шире внедрять ИИ в больницах (Sharma et al., 2021). Подходы к федеративному обучению на базе ИИ, обеспечивающие обучение моделей с сохранением конфиденциальности в нескольких учреждениях без централизации данных пациентов, будут способствовать дальнейшему развитию масштабируемых глобальных решений в области ИИ для здравоохранения (Gupta et al., 2022). Кроме того, усовершенствованные ИИ мультимодальные платформы обучения, интегрирующие геномные, визуальные и носимые данные о здоровье, выведут точную медицину и раннюю диагностику заболеваний на новый уровень (Torol, 2019).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозную аналитику в сфере здравоохранения будет способствовать беспрецедентным улучшениям в области ухода за пациентами, ранней профилактики заболеваний и персонализированной медицины, обеспечивая принятие клинических решений на основе данных и с помощью ИИ во всем мире.

Прогнозная аналитика в лечении хронических заболеваний

Прогнозная аналитика революционизирует лечение хронических заболеваний, позволяя выявлять риски на ранних стадиях, прогнозировать развитие заболеваний и разрабатывать индивидуальные стратегии лечения. Традиционные подходы к лечению хронических заболеваний основываются на периодических клинических обследованиях, симптомах, о которых сообщают пациенты, и стандартизированных рекомендациях по лечению, которые зачастую не позволяют отслеживать колебания состояния заболевания в режиме реального времени или предсказывать обострения до их возникновения (Sharma et al., 2021). Модели машинного обучения (ML) на базе искусственного интеллекта, обученные на электронных медицинских картах (EHR), данных носимых датчиков, геномике и факторах образа жизни, обеспечивают непрерывную оценку рисков и индивидуальные рекомендации по лечению, улучшая профилактику заболеваний, приверженность пациентов лечению и принятие клинических решений (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений прогнозной аналитики в лечении хронических заболеваний является раннее выявление и стратификация рисков. Традиционные инструменты оценки рисков, такие как уровень HbA1c для диабета, eGFR для хронической болезни почек и шкала риска Фрамингема для сердечно-сосудистых заболеваний, основаны на фиксированных клинических пороговых значениях, которые могут не в полной мере отражать индивидуальные особенности пациентов и динамику развития заболевания (Torol, 2019). Модели прогнозирования риска на основе ИИ, интегрирующие продольные данные пациентов, геномные биомаркеры и физиологический мониторинг в реальном времени, позволяют проводить персонализированную оценку риска, выявляя лиц с высоким риском до появления клинически очевидных симптомов (Zhang et al., 2021). Эти модели используют алгоритмы градиентного усиления, структуры глубокого обучения и байесовские сети для выявления тонких ранних признаков ухудшения заболевания, что позволяет своевременно вмешаться и улучшить долгосрочные результаты (Sharma et al., 2021).

Моделирование прогрессирования заболеваний на основе ИИ является еще одним важным аспектом прогнозирования хронических заболеваний. Традиционный мониторинг заболеваний основан на периодических клинических оценках, которые часто не позволяют отслеживать нелинейную динамику заболевания (Gupta et al., 2022). Анализ временных рядов на основе ИИ и рекуррентные нейронные сети (RNN), обученные на данных продольных электронных медицинских карт и системах удаленного мониторинга пациентов (RPM), могут предсказывать, как будут развиваться хронические заболевания, такие как диабет, гипертония и хроническая обструктивная болезнь легких (ХОБЛ), с течением времени (Torol, 2019). Эти модели позволяют динамически корректировать

лечение, оптимизировать дозировку лекарств, изменять образ жизни и график клинического наблюдения на основе индивидуальных профилей риска пациентов (Zhang et al., 2021).

Прогнозная аналитика также улучшает стратегии соблюдения режима лечения и самоконтроля пациентов. Многие хронические заболевания, включая диабет 2 типа и гипертонию, требуют длительного приема лекарств и изменения образа жизни, но несоблюдение режима лечения остается серьезной проблемой (Sharma et al., 2021).

Прогнозная поведенческая аналитика на базе ИИ, использующая обработку естественного языка (NLP), данные цифровых приложений для здоровья и тенденции носимых датчиков, может выявлять пациентов, подверженных риску несоблюдения режима лечения, и рекомендовать индивидуальные стратегии вовлечения (Gupta et al., 2022).

Персонализированные системы коучинга на базе ИИ, интегрированные с чат-ботами и виртуальными помощниками в области здравоохранения на базе ИИ, предоставляют обратную связь в режиме реального времени, напоминания о приеме лекарств и адаптивные рекомендации по здоровью, улучшая вовлеченность пациентов и приверженность лечению (Topol, 2019).

Модели прогнозирования госпитализации на основе искусственного интеллекта также улучшают использование ресурсов здравоохранения для пациентов с хроническими заболеваниями. Традиционные прогнозы госпитализации основаны на клинических суждениях и ретроспективных данных, которые могут не точно предсказывать посещения отделений неотложной помощи или обострения заболеваний (Zhang et al., 2021).

Платформы прогнозной аналитики на базе ИИ, обученные на основе данных о тенденциях жизненно важных показателей (), данных о приверженности лечению и социальных

детерминантах здоровья (SDOH), могут прогнозировать, какие пациенты подвержены наибольшему риску госпитализации или нуждаются в неотложной помощи, что позволяет принимать проактивные меры, такие как удаленный мониторинг пациентов, телемедицинские осмотры и своевременная корректировка амбулаторного лечения (Sharma et al., 2021).

Персонализированная оптимизация лечения на основе ИИ — еще одно революционное применение прогнозной аналитики в лечении хронических заболеваний. Традиционные схемы лечения основаны на исследованиях эффективности на уровне всего населения, которые могут не учитывать индивидуальные различия в реакции на лекарства, генетическую предрасположенность и факторы образа жизни (Gupta et al., 2022). Модели прецизионной медицины на базе ИИ, интегрирующие мультиомические данные (геномика, протеомика, метаболомика) с реальными клиническими результатами, позволяют давать индивидуальные рекомендации по лечению пациентов с хроническими заболеваниями (Topol, 2019). Фармакогеномические модели на базе ИИ могут предсказывать, какие лекарства наиболее эффективны для конкретных пациентов на основе генетических маркеров, что снижает побочные реакции на лекарства и повышает терапевтическую эффективность (Zhang et al., 2021).

Системы удаленного мониторинга и раннего предупреждения на базе ИИ играют важную роль в предотвращении осложнений заболеваний. Пациенты с хроническими заболеваниями, особенно с сердечной недостаточностью, ХОБЛ и диабетом, подвержены высокому риску острых обострений, которые могут привести к экстренной госпитализации (Sharma et al., 2021). Аналитика носимых устройств на базе ИИ, анализирующая данные

непрерывного мониторинга глюкозы (CGM), показания ЭКГ в реальном времени и колебания частоты дыхания, может обнаруживать ранние признаки метаболического дисбаланса, аритмии или дыхательной недостаточности, запуская автоматические оповещения врачам и медицинскому персоналу (Gupta et al., 2022). Модели обнаружения аномалий на базе ИИ, использующие распознавание образов на основе глубокого обучения, улучшают раннее выявление опасных для жизни состояний, таких как диабетический кетоацидоз (ДКА) или декомпенсация сердечной недостаточности, что позволяет быстро вмешаться и снизить уровень смертности (Topol, 2019).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, прогнозная аналитика на базе ИИ в лечении хронических заболеваний сталкивается с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, интеграцией с существующей инфраструктурой здравоохранения и этическими соображениями. Прогнозные модели на базе ИИ требуют доступа к разнообразным и высококачественным данным о пациентах, однако многие медицинские учреждения сталкиваются с проблемами фрагментации электронных медицинских карт, барьерами взаимодействия и стандартизации данных (Zhang et al., 2021). Обеспечение надежных механизмов управления ИИ, беспристрастного прогнозирования и соблюдения нормативных требований в области конфиденциальности медицинских данных (HIPAA, GDPR) имеет решающее значение для надежного внедрения ИИ в лечение хронических заболеваний (Sharma et al., 2021). Кроме того, инструменты прогнозирования на основе ИИ должны быть доступны для различных групп пациентов, чтобы алгоритмические рекомендации были справедливыми, объяснимыми и инклюзивными (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее прогнозной аналитики в лечении хронических заболеваний будет связано с более широким использованием искусственного интеллекта, интеграцией мультимодальных данных и созданием цифровых двойников пациентов в режиме реального времени. Федеративные модели обучения на базе искусственного интеллекта, позволяющие децентрализовать обучение искусственного интеллекта в нескольких медицинских учреждениях без ущерба для конфиденциальности пациентов, улучшат глобальные возможности прогнозной аналитики (Torol, 2019). Усовершенствованные ИИ симуляции цифровых двойников, создающие персонализированные виртуальные модели отдельных пациентов на основе данных о здоровье в реальном времени, геномики и поведенческих паттернов, позволят динамически прогнозировать заболевания, точно корректировать лечение и проводить прогнозирующий коучинг по образу жизни (Zhang et al., 2021). Управляемые ИИ диалоговые системы и экосистемы цифрового здравоохранения, интегрирующие носимые устройства для мониторинга здоровья, виртуальных помощников на базе ИИ и платформы удаленного ухода, будут еще больше улучшать непрерывный мониторинг хронических заболеваний и вовлеченность пациентов (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозируемое управление хроническими заболеваниями будет способствовать беспрецедентным улучшениям в области ранней диагностики, персонализированного лечения и проактивных стратегий здравоохранения, обеспечивая основанный на данных и ориентированный на пациента подход к долгосрочному управлению заболеваниями во всем мире.

Прогнозирование повторных госпитализаций и продолжительности пребывания в больнице

Прогнозная аналитика преобразует профилактику повторных госпитализаций и оптимизацию продолжительности пребывания в больнице (LOS), обеспечивая основанную на данных оценку рисков, поддержку принятия клинических решений в режиме реального времени и проактивное планирование выписки. Традиционно прогнозы повторных госпитализаций и LOS основывались на суждениях врачей, ретроспективных статистических моделях и стандартизированных шкалах риска, которые могут не в полной мере учитывать индивидуальные факторы, влияющие на осложнения после выписки или длительную госпитализацию (Sharma et al., 2021). Модели машинного обучения (ML) на базе искусственного интеллекта, обученные на электронных медицинских картах (EHR), данных физиологического мониторинга и социальных детерминантах здоровья (SDOH), предоставляют точную информацию о результатах лечения пациентов в режиме реального времени, что позволяет проводить целенаправленные вмешательства, снижать затраты на здравоохранение и улучшать качество ухода за пациентами (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее важных применений прогнозной аналитики в снижении повторных госпитализаций является раннее выявление рисков. Традиционные системы оценки риска повторной госпитализации, такие как индекс LACE (, продолжительность пребывания, острота состояния при поступлении, сопутствующие заболевания, посещения отделения неотложной помощи), основаны на фиксированных критериях, которые могут не в полной мере отражать динамику состояния пациента или физиологические тенденции в реальном

времени (Topol, 2019). Прогнозные модели на основе ИИ, интегрирующие результаты лабораторных анализов, данные о приверженности лечению и непрерывный мониторинг жизненно важных показателей, позволяют проводить индивидуальную оценку риска повторной госпитализации, что дает врачам возможность принимать проактивные меры, такие как поддержка на дому, согласование лекарственного лечения и целенаправленное наблюдение (Zhang et al., 2021).

Алгоритмы машинного обучения на базе ИИ, такие как модели градиентного усиления (XGBoost, LightGBM), глубокие нейронные сети (DNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN), продемонстрировали превосходную точность в прогнозировании незапланированных повторных госпитализаций (Sharma et al., 2021). Эти модели анализируют мультимодальные данные о пациентах, включая демографическую информацию, профили сопутствующих заболеваний, факторы образа жизни и соблюдение режима лечения после выписки, выявляя пациентов с высоким риском до выписки (Gupta et al., 2022). Модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ, извлекающие информацию из записей врачей, выписок из больниц и оценок медсестер, еще больше улучшают раннее выявление рисков повторной госпитализации, совершенствуя стратегии профилактической помощи (Topol, 2019).

Мониторинг в режиме реального времени на базе искусственного интеллекта и носимые устройства для контроля здоровья также играют важную роль в сокращении повторных госпитализаций. Традиционное наблюдение после выписки из больницы основано на плановых амбулаторных посещениях и самоотчетах пациентов, что может не позволить выявить ранние признаки ухудшения клинического состояния (Zhang et al., 2021). Системы

удаленного мониторинга пациентов (RPM) на базе искусственного интеллекта, интегрирующие непрерывные показания ЭКГ, мониторинг артериального давления и отслеживание частоты дыхания, позволяют в режиме реального времени обнаруживать аномалии и предупреждать медицинских работников о возможных осложнениях до того, как повторная госпитализация станет необходимой (Sharma et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ чат-боты и виртуальные помощники по управлению здоровьем (), которые помогают пациентам следовать планам лечения после выписки, графику приема лекарств и отслеживать симптомы, еще больше повышают приверженность лечению и предотвращают ненужные госпитализации (Gupta et al., 2022).

Еще одной важной областью прогнозной аналитики в управлении больницами является прогнозирование и оптимизация продолжительности пребывания в больнице (LOS). На продолжительность пребывания в больнице влияют многочисленные факторы, в том числе тяжесть заболевания, реакция на лечение и скорость послеоперационного восстановления (Topol, 2019). Традиционная оценка LOS основана на исторических данных больниц и опыте врачей, которые могут не учитывать индивидуальные особенности пациентов в процессе выздоровления (Sharma et al., 2021). Модели прогнозирования LOS на основе ИИ, использующие архитектуры глубокого обучения и алгоритмы усиленного обучения, анализируют в режиме реального времени динамику состояния пациентов, результаты лабораторных анализов и физиологические показатели, что позволяет составлять индивидуальные планы выписки и распределять ресурсы (Zhang et al., 2021).

Усовершенствованная с помощью ИИ прогнозная аналитика для оптимизации продолжительности пребывания в стационаре имеет значительные последствия для

управления ресурсами больниц и эффективности потока пациентов. Традиционные рабочие процессы в больницах основаны на фиксированных схемах лечения и общих протоколах выписки, которые могут не соответствовать индивидуальным потребностям пациентов или меняющимся возможностям больницы (Gupta et al., 2022). Динамические модели планирования выписки на основе ИИ, обученные на исторических данных о продолжительности пребывания в больнице, моделях реакции на лечение и тенденциях заполняемости отделений интенсивной терапии, позволяют адаптировать график выписки пациентов, сокращая пробки и повышая пропускную способность больницы (Torol, 2019). Модели прогнозирования занятости коек на основе ИИ, интегрирующие сезонные тенденции заболеваемости, данные переписи пациентов и показатели использования отделений интенсивной терапии в режиме реального времени, позволяют еще больше оптимизировать планирование мощностей больниц и эффективность сортировки пациентов в отделениях неотложной помощи (Sharma et al., 2021).

Прогнозная аналитика на базе ИИ также используется для персонализации планов ухода после выписки. Традиционные рекомендации по выписке часто основаны на обобщенных руководящих принципах, которые могут не учитывать риски, специфичные для конкретного пациента (Zhang et al., 2021). Персонализированные модели стратификации риска выписки на основе ИИ, интегрирующие оценку слабости пациентов, соблюдение режима приема лекарств и доступность поддержки на дому, позволяют проводить индивидуальные мероприятия после госпитализации, обеспечивая лучшие результаты выздоровления и снижая вероятность повторной госпитализации (Gupta et al., 2022).

Несмотря на значительные преимущества, прогнозная аналитика на основе ИИ для управления повторной госпитализацией и продолжительностью пребывания в больнице сталкивается с рядом проблем, включая неоднородность данных, интерпретируемость моделей и этические соображения. Прогнозные модели на основе ИИ требуют доступа к полным и высококачественным данным о пациентах, однако многие больницы сталкиваются с фрагментацией электронных медицинских карт, проблемами взаимодействия и несогласованностью клинической документации (Sharma et al., 2021). Обеспечение прозрачности моделей ИИ и доверия со стороны врачей также имеет решающее значение, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» могут давать высокоточные прогнозы без четких объяснений (Gupta et al., 2022). Для обеспечения справедливого и честного внедрения прогнозной аналитики в больницах необходимо учитывать этические соображения, включая предвзятость прогнозных моделей и равный доступ к решениям в области здравоохранения на основе ИИ (Topol, 2019).

В перспективе будущее ИИ в прогнозировании повторных госпитализаций и продолжительности пребывания в больнице будет связано с большей автоматизацией, прогнозированием в режиме реального времени и системами поддержки клинических решений (CDSS) на базе ИИ. Подходы к федеративному обучению на базе ИИ, позволяющие безопасно и с соблюдением конфиденциальности обучать модели в нескольких больницах, улучшат масштабируемость и точность прогнозирования без ущерба для безопасности данных пациентов (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ симуляции цифровых двойников, позволяющие создавать персонализированные виртуальные модели пациентов для тестирования различных схем лечения и стратегий выписки, будут еще больше оптимизировать эффективность рабочих

процессов в больницах и уход за пациентами (Gupta et al., 2022). Мультимодальная аналитика на базе ИИ, интегрирующая данные носимых устройств для мониторинга здоровья, социальные детерминанты здоровья (SDOH) и физиологический мониторинг в реальном времени, обеспечит целостную прогнозирующую аналитику с учетом индивидуальных особенностей пациентов (), повысив эффективность работы больниц и улучшив результаты лечения пациентов после выписки (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозирование повторной госпитализации и оптимизацию продолжительности пребывания в больнице будет способствовать беспрецедентному повышению эффективности здравоохранения, персонализации планирования после выписки и управлению ресурсами, обеспечивая основанный на данных проактивный подход к работе больниц во всем мире.

Персонализированные планы лечения на основе прогнозной аналитики

Интеграция прогнозной аналитики в персонализированные планы лечения революционизирует здравоохранение, делая возможными точную медицину, индивидуализированные терапевтические стратегии и проактивные модели вмешательства. Традиционные подходы к лечению часто опираются на рекомендации для населения и стандартизированные протоколы, которые, хотя и эффективны для многих, не учитывают индивидуальные различия в течении заболевания, генетическую предрасположенность, факторы образа жизни и реакцию на лечение (Sharma et al., 2021). Обученные на

электронных медицинских картах (EHR), мультиомических данных и физиологическом мониторинге в реальном времени модели машинного обучения (ML) и глубокого обучения на базе ИИ в настоящее время оптимизируют индивидуальные планы лечения, повышают эффективность лечения и снижают побочные эффекты (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений прогнозной аналитики в персонализированной медицине является планирование лечения на основе геномики. Традиционная медицина часто применяет универсальный подход « $\rightarrow$ » к назначению лекарств, что может привести к неэффективному лечению, побочным реакциям на лекарства (ПРЛ) и неоптимальным результатам лечения пациентов (Topol, 2019). Модели фармакогеномики на базе ИИ, обученные на данных геномного секвенирования, профилях экспрессии белков и реальных данных о реакции на лекарства, позволяют подбирать лекарства индивидуально, давать рекомендации по оптимальной дозировке и корректировать лечение с высокой точностью (Zhang et al., 2021). Например, платформы для лечения рака на базе ИИ, интегрирующие генетическое профилирование опухолей с иммунными реакциями пациентов, могут предсказать, какие схемы химиотерапии или иммунотерапии будут наиболее эффективны для конкретных подтипов рака, снижая частоту неудач лечения и улучшая показатели выживаемости (Sharma et al., 2021).

Моделирование прогрессирования заболеваний с помощью ИИ также преобразует лечение хронических заболеваний за счет персонализированных планов лечения. Традиционное лечение хронических заболеваний основано на статических клинических рекомендациях, которые могут не адаптироваться к индивидуальным особенностям пациентов или физиологическим изменениям в реальном времени (Gupta et al., 2022). Модели

прогнозирования временных рядов на основе ИИ, анализирующие продольные данные электронных медицинских карт, тенденции непрерывного мониторинга глюкозы (CGM) и данные носимых датчиков, позволяют динамически корректировать лечение диабета, сердечно-сосудистых заболеваний и нейродегенеративных расстройств (Topol, 2019). Гибридные модели обучения с помощью ИИ, обученные на основе индивидуальных моделей реакции пациентов, позволяют разработать адаптивные стратегии лечения, оптимизировать схемы приема лекарств, диету и планы физических упражнений (Zhang et al., 2021).

Еще одно революционное применение прогнозной аналитики в планировании индивидуализированного лечения — это прогнозирование реакции на лекарственные препараты и смягчение побочных эффектов с помощью ИИ. Традиционные данные клинических испытаний лекарственных препаратов часто сосредоточены на общих показателях эффективности в подгруппах населения, что может не в полной мере отражать индивидуальные различия в метаболизме лекарственных препаратов, предрасположенности к побочным эффектам и переносимости длительного лечения (Sharma et al., 2021). Прогнозные токсикологические модели на основе ИИ, интегрирующие мультиомические наборы данных, реальные результаты лечения и демографические различия пациентов, могут прогнозировать потенциальные осложнения, связанные с приемом лекарств, до их назначения, что позволяет врачам корректировать дозировку или искать альтернативные методы лечения (Gupta et al., 2022). Например, модели прогнозирования сердечно-сосудистых рисков на основе ИИ могут оценить вероятность развития у пациента мышечной боли, вызванной приемом статинов, и помочь в выборе альтернативной гиполипидемической терапии (Topol, 2019).

Прогнозные модели на основе ИИ для персонализированного лечения онкологических заболеваний также преобразуют онкологическую помощь, оптимизируя последовательность лечения и выбор терапии. Традиционное лечение онкологических заболеваний основано на клинической стадии, гистопатологических данных и общих схемах химиотерапии, которые могут не учитывать гетерогенность опухолей и индивидуальные иммунные реакции пациентов (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ радиомические модели, анализирующие особенности визуализации опухолей, паттерны генетической экспрессии и реакцию на предыдущее лечение, позволяют персонализировать дозировку облучения, выбор иммунотерапии и планирование хирургического вмешательства, что улучшает выживаемость пациентов и минимизирует токсичность лечения (Sharma et al., 2021). Анализ жидкой биопсии с помощью ИИ, обученный на циркулирующей ДНК опухоли (ctDNA) и протеомических маркерах, еще больше улучшает мониторинг развития опухоли в режиме реального времени, позволяя динамически корректировать лечение по мере прогрессирования рака (Gupta et al., 2022).

Персонализированные планы реабилитации и восстановления на основе ИИ также улучшают результаты лечения пациентов после лечения. Традиционные программы реабилитации при таких состояниях, как инсульт, ортопедические операции и травмы спинного мозга, следуют общим протоколам, которые могут не соответствовать индивидуальной скорости восстановления и функциональным ограничениям пациентов (Torol, 2019). Модели биомеханического анализа на базе ИИ, интегрирующие отслеживание движений в реальном времени, мониторинг мышечной активности и показатели нейропластичности, позволяют разработать индивидуальные программы

физической терапии, оптимизировать реабилитационные упражнения и послеоперационные тренировки по восстановлению подвижности (Zhang et al., 2021). Цифровые платформы для коучинга в области здоровья на базе ИИ, использующие алгоритмы распознавания речи, НЛП и когнитивно-поведенческую терапию (КПТ), еще больше повышают вовлеченность, приверженность и мотивацию пациентов в реабилитационных программах (Sharma et al., 2021).

Прогнозная аналитика на базе ИИ также революционизирует планирование лечения психических заболеваний. Традиционное психиатрическое лечение основано на субъективных клинических оценках, отслеживании симптомов, сообщаемых самими пациентами, и корректировке лекарственного лечения на основе пробных методов, что может не в полной мере отражать нейробиологические паттерны или индивидуальные факторы риска (Gupta et al., 2022). Модели диагностики психического здоровья на основе ИИ, использующие обработку естественного языка (NLP), анализ настроения и отслеживание модуляции голоса, могут предсказывать ранние признаки депрессии, тревоги или биполярного расстройства, что позволяет своевременно вмешаться и скорректировать терапию (Torol, 2019). Платформы персонализированной когнитивно-поведенческой терапии (КПТ) на базе ИИ, анализирующие речевые паттерны, нарушения сна и данные носимых датчиков, обеспечивают отслеживание настроения в режиме реального времени, управляемые упражнения по осознанности и корректировку сеансов терапии с помощью ИИ, что гарантирует более эффективные планы лечения психических расстройств (Zhang et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, прогнозная аналитика на основе ИИ для персонализированного планирования лечения сталкивается с рядом проблем, включая вопросы конфиденциальности данных, нормативную валидацию и прозрачность моделей ИИ. Модели прецизионной медицины на основе ИИ требуют крупномасштабных высококачественных наборов данных, однако многие медицинские учреждения сталкиваются с препятствиями в области совместимости электронных медицинских карт, стандартизации геномных данных и межведомственного обмена данными (Sharma et al., 2021). Обеспечение интерпретируемости и объяснимости моделей ИИ также имеет решающее значение, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» могут генерировать высокоточные прогнозы без четкого клинического обоснования (Gupta et al., 2022). Необходимо также учитывать этические соображения в области искусственного интеллекта (), включая предвзятость в рекомендациях по лечению на основе ИИ и равный доступ к инструментам прецизионной медицины, чтобы предотвратить неравенство в персонализированных медицинских вмешательствах (Topol, 2019).

В перспективе будущее персонализированного планирования лечения на основе ИИ будет связано с большей интеграцией мультимодальных источников данных, объяснимых ИИ-фреймворков (XAI) и подходов федеративного обучения. Модели федеративного обучения на основе ИИ, позволяющие проводить безопасное межведомственное обучение ИИ без централизации конфиденциальных данных пациентов, улучшат глобальную масштабируемость и точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности пациентов (Zhang et al., 2021). Усовершенствованная ИИ технология цифровых двойников, создающая виртуальные модели отдельных пациентов в режиме реального времени на основе генетики, визуализации и реальных данных о здоровье, будет способствовать

динамическому моделированию лечения и точной корректировке дозировок (Gupta et al., 2022). Адаптивные модели терапии на базе ИИ, интегрирующие обратную связь с пациентами в режиме реального времени и непрерывное отслеживание биомаркеров, будут и далее продвигать персонализированную медицину, обеспечивая оптимальные стратегии лечения, адаптированные к уникальному профилю здоровья каждого пациента (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в персонализированное планирование лечения будет стимулировать беспрецедентные достижения в области индивидуализированного ухода за пациентами, оптимизации терапии и проактивного лечения заболеваний, обеспечивая основанный на данных и точности подход к здравоохранению во всем мире.

Прогнозирование ухудшения состояния пациентов в отделениях интенсивной терапии (ОИТ)

Прогностическая аналитика революционизирует управление отделениями интенсивной терапии (ОИТ), позволяя в режиме реального времени выявлять ухудшение состояния пациентов, разрабатывать стратегии раннего вмешательства и проактивно распределять ресурсы. Традиционный мониторинг в ОИТ основан на периодических оценках врачей, стандартных системах оценки (например, APACHE, SOFA, NEWS) и ручной

интерпретации физиологических тенденций, которые могут не в полной мере отражать тонкие нелинейные закономерности, приводящие к критическим событиям, таким как сепсис, дыхательная недостаточность или остановка сердца (Sharma et al., 2021). Модели машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL) на базе ИИ, обученные на электронных медицинских картах (EHR), данных о жизненно важных показателях пациентов в режиме реального времени и данных с носимых датчиков, обеспечивают автоматизированные системы раннего предупреждения (EWS), повышая выживаемость пациентов и снижая смертность в ОРИТ (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее эффективных применений прогнозной аналитики в отделениях интенсивной терапии является раннее выявление сепсиса и стратификация риска. Сепсис остается одной из основных причин летальности в отделениях интенсивной терапии, а традиционные методы прогнозирования сепсиса основаны на статических критериях, таких как шкала последовательной оценки органной недостаточности (SOFA) и критерии SIRS, которые могут не выявить сепсис на ранних, поддающихся лечению стадиях (Torol, 2019). Модели прогнозирования сепсиса на основе ИИ, использующие рекуррентные нейронные сети (RNN), градиентный бустинг и глубокое обучение с подкреплением, анализируют жизненно важные показатели в режиме реального времени, лабораторные маркеры (например, уровень лактата, количество лейкоцитов) и тенденции воспалительной реакции, чтобы выявить ранние признаки сепсиса до появления клинических симптомов (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы раннего предупреждения сепсиса (Sepsis-EWS), обученные на данных, полученных в ходе длительного наблюдения в отделениях интенсивной терапии, могут предсказывать развитие септического шока за несколько часов до традиционных клинических методов, что позволяет своевременно

начать антибиотикотерапию, инфузионную терапию и корректировку вазопрессорных препаратов (Sharma et al., 2021).

Прогнозирующие модели на базе искусственного интеллекта для диагностики дыхательной недостаточности и определения потребности в искусственной вентиляции легких также улучшают качество лечения пациентов в отделениях интенсивной терапии. Традиционные методы оценки дыхательной функции основываются на анализе артериальной крови (ABG), наблюдении врачей-ов и ручной настройке аппаратов ИВЛ, что может не позволить предвидеть ухудшение дыхательной недостаточности (Gupta et al., 2022). Прогнозирующие модели вентиляции на базе искусственного интеллекта, использующие сети с длинной кратковременной памятью (LSTM) и сверточные нейронные сети (CNN), анализируют непрерывные тенденции частоты дыхания, насыщение крови кислородом (SpO₂) и паттерны дыхательного объема для прогнозирования надвигающейся дыхательной недостаточности, что помогает своевременно принимать решения об интубации и оптимизировать настройки аппарата ИВЛ (Topol, 2019). Модели прогнозирования отлучения от ИВЛ на базе ИИ, интегрирующие машинное обучение с данными о податливости легких и газов артериальной крови, дополнительно помогают определить, когда пациенты отделения интенсивной терапии готовы к экстубации, сокращая ненужную длительную вентиляцию и риск развития вентиляторной пневмонии (Zhang et al., 2021).

Модели прогнозирования сердечных событий на основе ИИ также улучшают мониторинг пациентов в критическом состоянии в отделениях интенсивной терапии. Традиционная оценка сердечно-сосудистого риска основана на интерпретации ЭКГ, измерении уровня тропонина и результатах эхокардиографии, которые не всегда позволяют обнаружить

незначительные признаки предсудорожных состояний (Sharma et al., 2021). Модели раннего прогнозирования остановки сердца на основе ИИ, использующие анализ сигналов электрокардиограммы (ЭКГ) на основе глубокого обучения, отслеживание variability сердечного ритма и тенденции гемодинамической нестабильности, могут выявлять паттерны, предшествующие остановке сердца, что позволяет немедленно принять меры с помощью антиаритмических препаратов, дефибрилляции или инфузионной терапии (Gupta et al., 2022). Модели прогнозирования инсульта на основе ИИ, интегрирующие тенденции артериального давления в реальном времени, визуализацию церебральной перфузии и оценку риска тромбообразования, еще более улучшают раннее выявление инсульта, позволяя быстро назначать тромболитическую терапию и снижать долгосрочную инвалидность (Torol, 2019).

Еще одним революционным применением прогнозной аналитики на основе ИИ в отделениях интенсивной терапии является прогнозирование полиорганной недостаточности и оценка риска летального исхода в отделениях интенсивной терапии. Традиционная оценка органной недостаточности основана на статических системах оценки (например, MELD для печеночной недостаточности, RIFLE для почечной недостаточности), периодических лабораторных показателях и интуиции врачей (), которые могут не обеспечивать оценку риска в режиме реального времени (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ модели прогнозирования полиорганной дисфункции, обученные на крупных наборах данных отделений интенсивной терапии, анализируют динамические тенденции уровня креатинина (почечная функция), соотношения билирубина и АСТ/АЛТ (печеночная функция) и скорости клиренса лактата (риск метаболического ацидоза) для выявления ранней дисфункции органов, что позволяет

проводить проактивные вмешательства в отделениях интенсивной терапии (Sharma et al., 2021). Модели стратификации риска летального исхода в отделениях интенсивной терапии на основе ИИ, интегрирующие демографические данные пациентов, сопутствующие заболевания и непрерывные физиологические данные, предоставляют персонализированные прогнозы выживаемости, помогая в обсуждении вопросов паллиативной помощи и принятии решений о распределении ресурсов (Gupta et al., 20

Оптимизация ресурсов отделений интенсивной терапии с помощью ИИ также улучшает управление мощностями отделений интенсивной терапии и эффективность работы персонала. Традиционное распределение коек в отделениях интенсивной терапии основано на ручном учете пациентов и оценках врачей о сроках выписки, что может приводить к потенциальным заторам и неэффективному потоку пациентов (Torol, 2019). Усовершенствованные с помощью ИИ модели прогнозирования загрузки отделений интенсивной терапии, анализирующие исторические данные о госпитализации, сезонные тенденции заболеваемости и данные сортировки пациентов в отделениях неотложной помощи, могут прогнозировать потребность в койках в отделениях интенсивной терапии за несколько дней, что позволяет заранее планировать график работы персонала, распределять ресурсы и переносить плановые операции (Zhang et al., 2021). Основанные на ИИ модели прогнозирования нагрузки на медперсонал, интегрирующие оценки тяжести состояния пациентов в режиме реального времени и наличие персонала, еще больше повышают эффективность ухода в отделениях интенсивной терапии, снижая уровень выгорания медперсонала и улучшая результаты лечения пациентов (Sharma et al., 2021).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, прогнозная аналитика на основе ИИ в отделениях интенсивной терапии сталкивается с рядом проблем, в том числе с барьерами интеграции данных, интерпретируемостью алгоритмов и этическими соображениями. Прогнозные модели на основе ИИ требуют постоянного доступа к телеметрическим данным отделений интенсивной терапии в режиме реального времени, лабораторным данным и клинической документации, однако многие больницы сталкиваются с проблемами совместимости электронных медицинских карт, разрозненностью данных и фрагментированностью систем мониторинга отделений интенсивной терапии (Gupta et al., 2022). Обеспечение объяснимости моделей ИИ и доверия со стороны врачей также имеет решающее значение, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» могут генерировать точные прогнозы без четких обоснований, что приводит к нерешительности в принятии клинических решений с помощью ИИ (Sharma et al., 2021). Для обеспечения справедливого и прозрачного внедрения ИИ в условиях интенсивной терапии необходимо также учитывать этические соображения, в том числе предвзятость прогнозных моделей для отделений интенсивной терапии и равный доступ к технологиям интенсивной терапии на базе ИИ (Topol, 2019).

В перспективе будущее прогнозной аналитики в отделениях интенсивной терапии будет связано с большей интеграцией цифровых моделей-близнецов на базе ИИ, объяснимых ИИ (XAI) и федеративного обучения для обмена данными между несколькими учреждениями. Симуляции пациентов отделений интенсивной терапии с помощью цифровых моделей-близнецов на базе ИИ, использующие физиологические данные в реальном времени и интеграцию мультиомик, позволят проводить персонализированные реанимационные мероприятия, оптимизировать гемодинамику в реальном времени и разрабатывать

прогнозные стратегии ведения пациентов в отделениях интенсивной терапии (Zhang et al., 2021).. Объяснимые модели ИИ, обеспечивающие прозрачные и интерпретируемые прогнозы рисков в отделениях интенсивной терапии, улучшат их принятие врачами и соблюдение нормативных требований (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные ИИ модели федеративного обучения, позволяющие безопасно и децентрализованно обучать модели ИИ для отделений интенсивной терапии в нескольких больничных сетях, будут способствовать дальнейшему развитию масштабируемой и обеспечивающей конфиденциальность прогнозной аналитики в интенсивной терапии (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозную аналитику в отделениях интенсивной терапии будет способствовать беспрецедентным улучшениям в области выявления ухудшения состояния пациентов, раннего вмешательства и персонализированной интенсивной терапии, обеспечивая основанный на данных проактивный подход к управлению отделениями интенсивной терапии

ИИ в прогнозировании результатов лечения психических заболеваний

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует психиатрическую помощь, обеспечивая раннее выявление, персонализированное планирование лечения и прогнозирование результатов лечения пациентов. Традиционные психиатрические оценки в значительной степени опираются на самооценку симптомов, наблюдения врачей и стандартизированные психологические опросники, которые могут быть субъективными, непоследовательными и

подверженными предвзятости (Sharma et al., 2021). Модели машинного обучения (ML) на основе ИИ, обученные на обработке естественного языка (NLP), анализе мимики, отслеживании модуляции голоса и физиологических биомаркерах, теперь способны выявлять ранние признаки психических расстройств, оптимизировать планы лечения и прогнозировать долгосрочные результаты лечения пациентов (Gupta et al., 2022). Эти прогнозные модели на базе ИИ улучшают меры по охране психического здоровья за счет повышения точности диагностики, сокращения числа госпитализаций и персонализации терапевтических подходов (Topol, 2019).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в прогнозировании психического здоровья является раннее выявление психических расстройств. Традиционные психиатрические оценки часто носят реактивный характер и требуют от пациентов сообщения о симптомах до постановки диагноза, что приводит к задержке вмешательства и ухудшению состояния (Zhang et al., 2021). Инструменты раннего скрининга на основе ИИ, использующие алгоритмы глубокого обучения, обученные на основе речевых паттернов, активности в социальных сетях и данных носимых датчиков, могут обнаруживать тонкие лингвистические, поведенческие и физиологические изменения, связанные с депрессией, тревожностью, шизофренией и биполярным расстройством (Sharma et al., 2021). Например, модели анализа настроения на базе ИИ, анализирующие текстовые сообщения, посты в социальных сетях и онлайн-взаимодействия, могут предсказывать суицидальные мысли и депрессивные симптомы до наступления кризиса, что позволяет своевременно принять меры по охране психического здоровья (Gupta et al., 2022).

Модели обработки естественного языка (NLP) на базе искусственного интеллекта революционизируют клиническую психиатрическую диагностику, анализируя вербальные сигналы, заминки в речи и синтаксические конструкции для выявления ранних признаков когнитивного спада, психоза и эмоционального дистресса (Topol, 2019). Алгоритмы анализа речи на базе ИИ, обученные на записях голосов психиатрических пациентов, могут обнаруживать изменения в высоте, тоне и артикуляции, связанные с такими заболеваниями, как болезнь Паркинсона, деменция, связанная с болезнью Альцгеймера, и шизофрения (Zhang et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ системы распознавания эмоций по лицу на основе видео, анализирующие мимику и характер взгляда, еще больше повышают точность прогнозирования при диагностике расстройств аутистического спектра, посттравматического стрессового расстройства и большого депрессивного расстройства (MDD) (Sharma et al., 2021).

Устройства для мониторинга здоровья и отслеживания физиологических показателей на основе ИИ играют важную роль в прогнозировании ухудшения психического здоровья. Традиционные методы оценки психического здоровья основаны на субъективных отчетах пациентов и периодических посещениях врача, что может привести к пропуску физиологических изменений в реальном времени, указывающих на стресс, тревогу или депрессивные эпизоды (Gupta et al., 2022). Модели анализа биосенсоров на базе ИИ, интегрирующие вариабельность сердечного ритма (BCR), проводимость кожи и отслеживание режима сна с помощью умных часов и фитнес-устройств, могут предсказывать вызванные стрессом приступы паники, рецидивы ПТСР и расстройства настроения на ранней стадии, прежде чем они усугубятся (Topol, 2019). Улучшенные с помощью ИИ мобильные приложения для здоровья (mHealth), использующие

отслеживание настроения в режиме реального времени, интеграцию когнитивно-поведенческой терапии (КПТ) и адаптивные вмешательства под руководством ИИ, еще больше улучшают самоконтроль психического здоровья и соблюдение режима терапии (Zhang et al., 2021).

Модели прогнозирования риска самоубийств на основе ИИ также меняют стратегии кризисного вмешательства, выявляя ранние признаки у людей из группы риска. Традиционная профилактика самоубийств основана на самораскрытии пациентов, интуиции врачей и ретроспективной оценке кризисных ситуаций, что может не позволить выявить тонкие предсуицидальные поведения (Sharma et al., 2021). Модели прогнозной аналитики на базе ИИ, обученные на данных о поведении из различных источников (электронные медицинские записи, тексты в социальных сетях и данные носимых датчиков), продемонстрировали высокую точность в выявлении лиц с повышенным риском самоубийства (Gupta et al., 2022). Чат-боты для предотвращения самоубийств на базе ИИ, интегрирующие механизмы реагирования на кризисные ситуации на основе НЛП и алгоритмы психологической оценки в режиме реального времени, обеспечивают немедленное цифровое вмешательство, направляя пользователей к соответствующим ресурсам в области психического здоровья (Torol, 2019).

Оптимизация лечения с помощью ИИ — еще одно революционное применение в области психиатрической помощи. Традиционное психиатрическое лечение основано на методе проб и ошибок при подборе лекарств, общих моделях терапии и отслеживании симптомов, сообщаемых пациентами, что приводит к различиям в эффективности лечения (Zhang et al., 2021). Модели точной психиатрии на базе ИИ, интегрирующие мультиомические данные

(генетические, протеомические и микробиомные маркеры) с прошлыми моделями реакции на лечение, позволяют назначать индивидуальные антидепрессанты, антипсихотические препараты и стабилизаторы настроения, снижая побочные реакции на лекарства и улучшая терапевтические результаты (Sharma et al., 2021). Улучшенные с помощью ИИ чат-боты для когнитивно-поведенческой терапии и цифровые помощники по психическому здоровью, обученные принципам когнитивно-поведенческой терапии, анализу настроения и моделям распознавания эмоций, предоставляют персонализированные сеансы терапии под руководством ИИ, повышая вовлеченность и приверженность пациентов (Gupta et al., 2022).

Искусственный интеллект на основе прогнозной аналитики для предотвращения повторной госпитализации в психиатрические больницы также улучшает долгосрочное ведение пациентов. Пациенты с хроническими психическими заболеваниями, такими как шизофрения, биполярное расстройство и тяжелая депрессия, часто подвергаются повторной госпитализации из-за несоблюдения режима приема лекарств, психосоциальных стрессоров и эпизодов рецидивов (Torol, 2019). Модели прогнозирования риска повторной госпитализации на основе искусственного интеллекта, интегрирующие данные электронных медицинских карт (EHR), социально-экономические факторы и эпизоды кризисов в прошлом, могут предсказать, какие пациенты подвержены наибольшему риску психиатрического рецидива (), что позволяет проводить профилактические амбулаторные вмешательства и оказывать поддержку в области психического здоровья на уровне сообщества (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ платформы телепсихиатрии, использующие алгоритмы прогнозирования рисков, позволяют проводить проактивные дистанционные проверки психического здоровья, сокращая количество экстренных госпитализаций и улучшая непрерывность лечения (Sharma et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, прогнозная аналитика на основе ИИ в области психического здоровья сталкивается с рядом проблем, включая вопросы конфиденциальности данных, интерпретируемости алгоритмов и этические соображения. Модели прогнозирования психического здоровья на основе ИИ опираются на высокочувствительные данные пациентов, включая взаимодействие в социальных сетях, модели поведения в цифровом пространстве и показания носимых датчиков, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности пациентов, соблюдения HIPAA/GDPR и алгоритмических искажений (Gupta et al., 2022). Обеспечение прозрачности и объяснимости моделей ИИ также имеет решающее значение, поскольку алгоритмы глубокого обучения типа «черный ящик» могут генерировать точные оценки психиатрического риска без четкого клинического обоснования, что влияет на доверие врачей и принятие нормативных актов (Torol, 2019). Необходимо также учитывать этические соображения, включая справедливость мер по охране психического здоровья на основе ИИ и равный доступ к цифровым психиатрическим инструментам, чтобы предотвратить предвзятость моделей ИИ и неравенство в предоставлении психиатрической помощи (Sharma et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в прогнозировании результатов лечения психических заболеваний будет связано с большей интеграцией мультимодальных систем ИИ, объяснимых ИИ (XAI) и подходов федеративного обучения. Мультимодальный анализ психического здоровья на основе ИИ, сочетающий данные о генетической предрасположенности, биомаркеры речи и физиологические показатели стресса, улучшит персонализированную психиатрическую помощь (Zhang et al., 2021). Федеративные модели обучения на основе ИИ, обеспечивающие безопасное и конфиденциальное обучение ИИ на

децентрализованных психиатрических наборах данных, еще больше улучшат масштабируемость и клиническую применимость в области психиатрической помощи (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ симуляции цифровых двойников (), создающие виртуальные модели отдельных пациентов в режиме реального времени на основе нейробиологических и поведенческих данных, позволят проводить точные психиатрические вмешательства, оптимизируя схемы лечения и терапевтические методы (Topol, 2019).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в прогнозирование результатов лечения психических заболеваний приведет к беспрецедентным улучшениям в области раннего выявления психических расстройств, планирования индивидуализированного лечения и проактивной профилактики кризисов, обеспечив основанный на данных и ориентированный на пациента подход к глобальному психиатрическому лечению.

ИИ в неотложной медицине и системах сортировки пациентов

Введение в ИИ в неотложной медицине

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует неотложную медицину, позволяя быстрее и точнее принимать решения в условиях высокого давления, когда на счету каждая секунда. Традиционная неотложная помощь опирается на клиническое суждение человека, основанные на опыте системы сортировки пациентов и ручной анализ данных, что может приводить к различиям в приоритезации пациентов, задержкам в оказании неотложной

помощи и неэффективному использованию ресурсов (Sharma et al., 2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ, системы мониторинга в реальном времени и автоматизированные инструменты поддержки принятия решений в настоящее время улучшают рабочие процессы отделений неотложной помощи (ОНП), точность сортировки пациентов и прогнозы исходов, что в конечном итоге повышает эффективность и снижает уровень смертности в учреждениях неотложной медицинской помощи (Gupta et al., 2022).

Одной из наиболее значительных проблем в неотложной медицине является эффективная сортировка пациентов, чтобы обеспечить немедленную помощь тем, кто находится в критическом состоянии, при одновременной оптимизации распределения ресурсов системы неотложной медицинской помощи (). Традиционные методы сортировки, такие как индекс тяжести состояния (ESI) или система сортировки Манчестера (MTS), основаны на субъективных оценках медсестер и врачей, которые могут зависеть от человеческого фактора, когнитивной перегрузки и ситуационных факторов (Torol, 2019). Алгоритмы сортировки, основанные на искусственном интеллекте и обученные на больших наборах данных исторических записей о пациентах, клинических результатах и физиологических параметрах, теперь помогают врачам в стратификации рисков, приоритизации на основе симптомов и раннем выявлении ухудшения состояния, повышая скорость и точность решений по сортировке (Zhang et al., 2021). Эти модели сортировки, основанные на ИИ и интегрированные в электронные медицинские карты (EHR) и рабочие процессы отделений неотложной помощи, анализируют симптомы, сообщаемые пациентами, показатели жизненно важных функций, результаты лабораторных анализов и данные визуализации для генерации оценок сортировки в режиме реального времени, помогая врачам в определении приоритетов пациентов (Sharma et al., 2021).

Помимо сортировки, ИИ также революционизирует добольничную неотложную помощь и системы диспетчеризации скорой помощи. Традиционные системы экстренного реагирования полагаются на оценки, проводимые в call-центрах, стандартизированные протоколы диспетчеризации и показатели географической близости, которые не всегда соответствуют реальному состоянию пациента или возможностям больницы (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные алгоритмы реагирования на чрезвычайные ситуации с использованием ИИ, GPS-слежения в режиме реального времени, исторических данных о диспетчеризации скорой помощи и обработки экстренных вызовов с помощью ИИ и технологий естественного языкового обработки (NLP), повышают эффективность маршрутизации скорой помощи, выбор больниц для перевода пациентов и руководство добольничным лечением (Zhang et al., 2021). Модели распознавания речи на базе ИИ, обученные на тысячах стенограмм экстренных вызовов, могут обнаруживать лингвистические паттерны, связанные с критическими состояниями, такими как инсульт, остановка сердца или передозировка опиоидов, и оповещать диспетчерские службы о необходимости направления специализированных медицинских бригад до того, как традиционные методы оценки подтвердят степень тяжести состояния (Sharma et al., 2021).

ИИ также играет важную роль в прогнозной аналитике перегруженности отделений неотложной помощи и распределения ресурсов. Перегруженность отделений неотложной помощи является растущей глобальной проблемой, приводящей к задержкам в лечении, повышению риска смертности и высоким затратам на здравоохранение (Topol, 2019). Модели прогнозирования потока пациентов на основе ИИ, использующие исторические тенденции госпитализации, данные о распространенности заболеваний и сезонные колебания, могут прогнозировать перегрузку отделений неотложной помощи за несколько

часов или дней, что позволяет заранее корректировать штатное расписание, управлять койко-местами и разрабатывать стратегии раннего перенаправления пациентов в альтернативные медицинские учреждения (Gupta et al., 2022). Автоматизированные системы поддержки клинических решений (CDSS) на базе ИИ также улучшают использование ресурсов, прогнозируя вероятность выписки пациентов, оптимизируя рабочие процессы лабораторных исследований и устанавливая приоритеты для визуальных исследований в зависимости от клинической срочности (Zhang et al., 2021).

Интерпретация медицинских изображений с помощью ИИ — еще одно революционное применение в неотложной медицине. Традиционные рабочие процессы в радиологии зависят от ручного анализа, который может быть трудоемким, подверженным человеческому фактору и ограниченным доступностью ресурсов во время большого наплыва пациентов (Sharma et al., 2021). Компьютерные модели искусственного зрения на базе ИИ, использующие методы глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN), могут быстро анализировать компьютерные томограммы, рентгеновские снимки и МРТ, с высокой точностью выявляя такие острые состояния, как внутричерепное кровоизлияние, тромбоэмболия легочной артерии, переломы и расслоение аорты (Gupta et al., 2022). Рабочие процессы визуализации с помощью ИИ, интегрированные в отделения неотложной радиологии, приоритезируют случаи с высоким риском для немедленного рассмотрения радиологом, сокращая время обработки и улучшая своевременность вмешательства для пациентов в критическом состоянии (Zhang et al., 2021).

Помимо визуализации, ИИ значительно улучшает лечение острого инсульта и сердечных приступов. При лечении инсульта раннее выявление и быстрое вмешательство имеют

решающее значение для снижения долгосрочной инвалидности и смертности (Topol, 2019). Алгоритмы обнаружения инсульта на основе ИИ, анализирующие изображения мозга, полученные с помощью компьютерной томографии (), симптомы пациентов и физиологические биомаркеры, улучшают раннюю диагностику инсульта, оценку показаний к тромболизису и выбор эндоваскулярного лечения (Sharma et al., 2021). Аналогичным образом, модели интерпретации ЭКГ на основе ИИ, обученные на крупных наборах данных о сердечной деятельности, улучшают раннее выявление инфаркта миокарда (ИМ), классификацию аритмий и стратификацию риска остановки сердца, что позволяет быстрее активировать кардиологические бригады и начать жизненно важные процедуры (Gupta et al., 2022).

ИИ также оптимизирует оказание помощи при травмах и реагирование на несчастные случаи за счет автоматизации оценки тяжести и оценки травм. Традиционные методы оценки травм основаны на клиническом суждении и стандартизированных системах оценки, таких как пересмотренная шкала травм (RTS) и шкала тяжести травм (ISS), которые могут не в полной мере учитывать факторы риска, специфичные для конкретного пациента (Zhang et al., 2021). Модели сортировки травм на основе ИИ, интегрирующие физиологические данные в реальном времени, показатели тяжести травм до госпитализации и исторические данные о результатах лечения травм, обеспечивают персонализированную оценку травм, помогая выбрать больницу и принять решение о хирургическом вмешательстве (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы экстренного реагирования с использованием дронов, оснащенные алгоритмами компьютерного зрения и геопространственным картографированием, еще больше

улучшают управление стихийными бедствиями, сортировку пострадавших при массовых несчастных случаях и дистанционную оценку состояния пациентов (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, ИИ в неотложной медицине сталкивается с рядом проблем, включая предвзятость данных, соблюдение нормативных требований и этические соображения. Прогнозные модели на основе ИИ надежны только настолько, насколько надежны и разнообразны наборы данных, на которых они обучены; предвзятые обучающие данные могут привести к несоответствиям в решениях о сортировке, неправильным диагнозам или неравному доступу к неотложной помощи (Topol, 2019). Обеспечение соблюдения нормативных требований HIPAA, GDPR и местных медицинских руководящих принципов в области ИИ имеет важное значение для безопасного и прозрачного внедрения ИИ в условиях экстренной помощи (Zhang et al., 2021). Инструменты сортировки и поддержки принятия решений на основе ИИ с функцией , должны также обеспечивать объяснимость и контроль со стороны врачей, гарантируя, что автоматизированные рекомендации дополняют, а не заменяют опыт врачей (Sharma et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в неотложной медицине будет связано с большей автоматизацией, прогнозированием в реальном времени и дистанционной диагностикой на основе ИИ. Усовершенствованные с помощью ИИ автономные системы диспетчеризации скорой помощи, инструменты для принятия клинических решений в реальном времени и робототехника для неотложной помощи на базе ИИ еще больше революционизируют оказание неотложной помощи и результаты лечения пациентов (Gupta et al., 2022). Мультимодальная аналитика экстренной помощи на базе ИИ, интегрирующая электронные

медицинские карты, медицинскую визуализацию, физиологический мониторинг и модели обработки естественного языка (NLP), будет и далее способствовать развитию прецизионной медицины и экстренной помощи, ориентированной на пациента (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в системы неотложной медицинской помощи и сортировки пациентов будет способствовать беспрецедентным достижениям в области раннего выявления рисков, персонализированного лечения пациентов и поддержки принятия клинических решений в режиме реального времени, обеспечивая более быструю, эффективную и спасающую жизнь неотложную помощь во всем мире.

Системы сортировки пациентов в чрезвычайных ситуациях на базе ИИ

Экстренная сортировка пациентов является важнейшим компонентом оказания неотложной помощи, позволяющим определить, какие пациенты нуждаются в немедленном вмешательстве, а какие могут подождать до проведения дополнительного обследования. Традиционные методы сортировки основаны на клиническом заключении, стандартизированных протоколах (таких как индекс тяжести состояния пациента в отделении неотложной помощи, ESI) и ручной оценке симптомов и показателей жизненно важных функций (Sharma et al., 2021). Однако субъективность, когнитивная перегрузка и переполненность больниц могут привести к задержкам, неправильной классификации

тяжести состояния пациентов и нерациональному распределению ресурсов. Системы сортировки пациентов на основе искусственного интеллекта революционизируют неотложную медицину, повышая точность принятия решений, сокращая время ожидания и улучшая результаты лечения пациентов благодаря анализу данных в режиме реального времени (Gupta et al., 2022).

Алгоритмы сортировки на основе ИИ используют модели машинного обучения (ML), глубокого обучения (DL) и обработки естественного языка (NLP) для анализа симптомов, сообщаемых пациентами, физиологических параметров, истории болезни и состояния отделения неотложной помощи (ED) в режиме реального времени (Topol, 2019). Эти системы предоставляют автоматические оценки сортировки, позволяя медицинским работникам расставлять приоритеты пациентов в зависимости от тяжести состояния и прогнозируемого риска ухудшения клинического состояния. Сортировка с помощью ИИ была успешно интегрирована в отделения неотложной помощи больниц, системы диспетчеризации скорой помощи и цифровые платформы здравоохранения, продемонстрировав значительное повышение эффективности и точности по сравнению с традиционными подходами к сортировке (Zhang et al., 2021).

Одним из ключевых применений систем сортировки с помощью ИИ является их роль в добольничной неотложной помощи, особенно в диспетчерских службах скорой помощи и центрах экстренных вызовов. Традиционные бригады неотложной помощи полагаются на операторов call-центров, которые оценивают степень срочности случая на основе устной информации, что может привести к задержкам в реагировании и недооценке критических состояний (Sharma et al., 2021). Модели распознавания речи на базе ИИ, обученные на

тысячах стенограмм экстренных вызовов, могут обнаруживать лингвистические паттерны и голосовые биомаркеры, связанные с опасными для жизни состояниями, такими как остановка сердца, инсульт или передозировка опиоидов, обеспечивая немедленное направление необходимых экстренных ресурсов (Gupta et al., 2022).

Инструменты добольничной сортировки на базе ИИ, интегрированные в мобильные приложения и сети экстренного реагирования, позволяют пациентам, медицинским работникам или сотрудникам служб экстренной помощи вводить симптомы и получать рекомендации на основе ИИ о необходимости немедленной экстренной помощи (Torol, 2019). Эти системы используют анализ симптомов в режиме реального времени, историю болезни и оценку риска, сгенерированную ИИ, чтобы определить, должен ли пациент ждать первичной медицинской помощи, обратиться в службу неотложной помощи или быть доставлен непосредственно в отделение неотложной помощи (Zhang et al., 2021). Было показано, что приложения для сортировки пациентов на основе искусственного интеллекта, установленные на смартфонах, сокращают количество ненужных посещений отделений неотложной помощи, оптимизируют загрузку больничных коек и улучшают раннее выявление серьезных заболеваний, таких как сепсис и инфаркт миокарда (Sharma et al., 2021).

В отделениях неотложной помощи больниц системы сортировки пациентов на основе ИИ улучшают приоритезацию пациентов, эффективность рабочих процессов и принятие клинических решений. Традиционная сортировка пациентов в неотложной помощи основана на ручной оценке симптомов, жизненно важных показателей и доступности врачей, что может приводить к различиям в классификации пациентов (Gupta et al., 2022).

Платформы автоматизации сортировки пациентов на основе ИИ, интегрированные в электронные медицинские карты (EHR) и системы поддержки принятия клинических решений (CDSS), непрерывно анализируют поступающие данные о пациентах для динамического обновления оценок сортировки, что снижает количество человеческих ошибок и повышает безопасность пациентов (Zhang et al., 2021).

Модели сортировки пациентов на основе искусственного интеллекта используют архитектуры глубокого обучения, такие как рекуррентные нейронные сети (RNN) и сверточные нейронные сети (CNN), для анализа больших объемов данных о пациентах в режиме реального времени (Torol, 2019). Эти модели обрабатывают тенденции жизненно важных показателей, результаты лабораторных анализов и данные визуализации для выявления ранних признаков ухудшения состояния пациента, что позволяет быстрее принять меры и улучшить результаты лечения (Sharma et al., 2021). Например, модели обнаружения сепсиса на базе ИИ могут анализировать закономерности в количестве лейкоцитов, колебаниях температуры и маркерах воспаления, предупреждая врачей отделений неотложной помощи () о возможном сепсисе до обострения симптомов, что позволяет раньше начать лечение антибиотиками и повысить выживаемость (Gupta et al., 2022).

ИИ также улучшает сортировку пострадавших при массовых травмах и бедствиях, когда традиционные методы не позволяют эффективно распределять ресурсы при большом количестве пациентов. Системы сортировки пострадавших при массовых травмах на базе ИИ, использующие компьютерное зрение, наблюдение с помощью дронов и аналитику данных в реальном времени, могут оценивать масштабные бедствия, выявлять

тяжелораненых и прогнозировать потребности в медицинских средствах в режиме реального времени (Zhang et al., 2021). Эти решения для сортировки, основанные на ИИ, помогают группам экстренного реагирования более эффективно управлять местами бедствий, обеспечивая своевременную помощь пациентам в зависимости от тяжести травм и доступных медицинских ресурсов (Sharma et al., 2021).

Еще одной важной областью, где сортировка с помощью ИИ оказывает значительное влияние, является неотложная помощь детям и пожилым людям, где традиционные модели сортировки часто не работают из-за уникальных физиологических различий и нетипичных симптомов (Gupta et al., 2022). Основанные на ИИ модели сортировки пациентов по возрасту, обученные на данных о педиатрических и гериатрических пациентах, улучшают раннее распознавание таких состояний, как педиатрический сепсис, травмы пожилых людей, связанные с падениями, и экстренные вызовы, связанные с когнитивными нарушениями (Torol, 2019). Благодаря интеграции биометрических данных, анализа голоса и физиологического мониторинга в реальном времени, эти инструменты сортировки на основе ИИ улучшают персонализированную неотложную помощь уязвимым группам пациентов (Zhang et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, сортировка пациентов в экстренных ситуациях с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе предвзятостью моделей, нормативными барьерами и препятствиями для внедрения в практику врачей. Эффективность моделей сортировки пациентов на основе ИИ зависит от качества и разнообразия наборов данных, на которых они обучены; если данные для обучения не отличаются разнообразием по возрасту, полу, этнической принадлежности или социально-

экономическим факторам, алгоритмы сортировки могут давать предвзятые рекомендации (Sharma et al., 2021). Обеспечение справедливости, прозрачности и объяснимости в решениях по сортировке пациентов с помощью ИИ имеет важное значение для предотвращения неравенства в доступе к неотложной медицинской помощи и избыточной зависимости от автоматизированного принятия решений (Gupta et al., 2022).

Соблюдение нормативных требований также является важным фактором, который необходимо учитывать в системах сортировки пациентов в чрезвычайных ситуациях на базе ИИ. Инструменты поддержки клинических решений на базе ИИ должны соответствовать нормативным требованиям в сфере здравоохранения, таким как Закон о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования (HIPAA) в США, Общий регламент по защите данных (GDPR) в Европе и национальные руководящие принципы по применению ИИ в медицине (Zhang et al., 2021). Обеспечение безопасности данных пациентов, интерпретируемости моделей ИИ и клинической валидации посредством рандомизированных контролируемых испытаний имеет важное значение для безопасного и этичного внедрения решений ИИ для сортировки пациентов в неотложной медицине (Topol, 2019).

В перспективе будущее систем сортировки пациентов в чрезвычайных ситуациях на базе ИИ будет связано с большей интеграцией мониторинга пациентов в режиме реального времени, объединенного обучения ИИ и систем принятия решений с участием человека. Усовершенствованные с помощью ИИ мультимодальные платформы сортировки пациентов в чрезвычайных ситуациях, сочетающие в себе электронные медицинские карты, данные носимых датчиков, интервью с пациентами на основе НЛП и интерпретацию

рентгеновских снимков с помощью ИИ, будут обеспечивать комплексные, основанные на данных решения по сортировке пациентов с учетом индивидуальных особенностей (Sharma et al., 2021). Автономные дроны для сортировки пациентов и роботы-первые реагирующие, оснащенные компьютерным зрением и возможностями удаленной диагностики, будут еще больше повысить эффективность добольничной неотложной помощи и реагирования на чрезвычайные ситуации (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий искусственного интеллекта системы сортировки пациентов на основе ИИ будут играть все более важную роль в неотложной медицине, обеспечивая более быстрое, точное и эффективное принятие решений о сортировке, что в конечном итоге приведет к улучшению результатов лечения пациентов, снижению перегруженности отделений неотложной помощи и более рациональному распределению ресурсов здравоохранения во всем мире (Zhang et al., 2021).

Прогнозная аналитика для оценки исходов лечения пациентов в экстренных ситуациях

Искусственный интеллект (ИИ) и прогнозная аналитика преобразуют неотложную медицину, улучшая раннее выявление критических состояний, повышая точность сортировки и оптимизируя схемы лечения. Традиционная неотложная помощь опирается на интуицию врача, стандартизированные системы оценки и ретроспективный анализ данных, что иногда может приводить к задержкам в оказании помощи и неправильной классификации пациентов с высоким риском (Sharma et al., 2021). Прогнозные модели на

основе ИИ, обученные на электронных медицинских картах (EHR), физиологических данных в реальном времени и исторических результатах лечения пациентов, позволяют раньше распознавать ухудшение клинического состояния, проводить персонализированную стратификацию рисков и улучшать распределение ресурсов в отделениях неотложной помощи (ED) (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений прогнозной аналитики в неотложной медицине является раннее выявление состояний, угрожающих жизни. Традиционные методы выявления сепсиса, острого респираторного дистресс-синдрома (ОРДС), остановки сердца и инсульта часто опираются на статические инструменты оценки, такие как шкала последовательной оценки органной недостаточности (SOFA), модифицированная шкала раннего предупреждения (MEWS) и шкала комы Глазго (GCS) (Topol, 2019). Однако эти системы оценки требуют периодических ручных оценок, что может задержать вмешательство у пациентов с быстро ухудшающимся состоянием. Прогнозирующие модели на базе ИИ, использующие алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL), анализируют колебания жизненно важных показателей в режиме реального времени, лабораторные маркеры и клинические записи для выявления ранних признаков критических состояний за несколько часов до того, как их распознают традиционные методы оценки (Zhang et al., 2021).

Например, модели прогнозирования сепсиса на основе ИИ, обученные на крупных наборах данных пациентов отделений интенсивной терапии и отделений неотложной помощи, могут выявлять незначительные изменения в показателях воспаления, тенденциях артериального давления и колебаниях температуры, чтобы предсказать начало

септического шока на 12 часов раньше, чем стандартные клинические методы, что позволяет своевременно назначить антибиотики и провести инфузионную терапию (Sharma et al., 2021). Аналогичным образом, системы прогнозирования инсульта на базе ИИ, использующие неврологические оценки в реальном времени и функции компьютерной томографии, улучшают раннее распознавание инсульта, обеспечивая более быстрое назначение тромболитической терапии и снижение показателей долгосрочной инвалидности (Gupta et al., 2022).

Улучшенные с помощью ИИ модели прогнозирования остановки сердца и инфаркта миокарда (ИМ) также улучшают неотложную кардиологическую помощь. Традиционная интерпретация ЭКГ основана на ручном анализе кардиологами, что может привести к задержкам в критических ситуациях (Topol, 2019). Модели анализа ЭКГ на базе ИИ, обученные на миллионах записей ЭКГ, могут с высокой точностью обнаруживать инфаркт миокарда с подъемом сегмента ST (STEMI), фибрилляцию предсердий и другие аритмии, что позволяет paramедикам и врачам скорой помощи быстрее начинать спасательные мероприятия (Zhang et al., 2021). Алгоритмы стратификации сердечного риска на основе ИИ, интегрирующие историю болезни пациента, уровни тропонина и параметры гемодинамической стабильности, позволяют еще более уточнить индивидуальные стратегии лечения ИМ, сокращая количество ненужных госпитализаций и обеспечивая приоритетную помощь пациентам с высоким риском (Sharma et al., 2021).

Модели прогнозирования дыхательной недостаточности на базе искусственного интеллекта также улучшают лечение острого респираторного дистресс-синдрома (ОРДС) и осложнений, связанных с COVID-19. Традиционные методы оценки дыхательной функции

основаны на мониторинге насыщения крови кислородом (SpO_2), анализе артериальной крови и интерпретации рентгенограмм грудной клетки, что может не обеспечить раннее предупреждение о декомпенсации дыхательной функции (Gupta et al., 2022). Модели прогнозирования с помощью ИИ, анализирующие податливость легких, дыхательный объем и изменчивость частоты дыхания, помогают выявить пациентов с высоким риском интубации, что позволяет принять своевременные меры () для более раннего применения неинвазивных методов вентиляции и оптимизации распределения коек в отделениях интенсивной терапии (Zhang et al., 2021). Модели прогнозирования тяжести COVID-19 на основе ИИ, интегрирующие результаты КТ грудной клетки, маркеры воспаления и показатели оксигенации, играют важную роль в выявлении пациентов с высоким риском, нуждающихся в немедленной интенсивной терапии (Sharma et al., 2021).

Прогнозная аналитика на основе ИИ также оптимизирует распределение ресурсов отделений неотложной помощи (ОНП) и управление потоком пациентов. Переполненность ОНП является глобальным кризисом в сфере здравоохранения, приводящим к задержкам в оказании помощи, повышению риска смертности и выгоранию врачей (Topol, 2019). Традиционное управление отделениями неотложной помощи основано на исторических данных о госпитализации и ручном отслеживании наличия коек, что может не позволить предсказать внезапный наплыв пациентов. Модели прогнозирования переполненности отделений неотложной помощи на базе ИИ, обученные на данных о госпитализации в реальном времени, сезонных тенденциях заболеваемости и записях о вызовах скорой помощи, позволяют проактивно корректировать укомплектованность персоналом, перераспределять койки и оптимизировать поток пациентов, сокращая перегруженность отделений неотложной помощи и время ожидания (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованные с помощью ИИ модели прогнозирования выписки пациентов еще больше повышают эффективность работы отделений неотложной помощи, выявляя пациентов, которых можно безопасно выписать раньше. Традиционные решения о выписке пациентов зависят от суждения врача и стандартизированных критериев выписки, которые не всегда учитывают индивидуальные факторы риска повторной госпитализации (Zhang et al., 2021). Модели готовности к выписке на основе ИИ, интегрирующие стабильность жизненно важных показателей, соблюдение режима приема лекарств и доступ к уходу после выписки, помогают обеспечить низкий риск осложнений у пациентов, выписанных из отделения неотложной помощи, сокращая количество незапланированных повторных госпитализаций и оптимизируя пропускную способность отделения неотложной помощи (Sharma et al., 2021).

Модели прогнозирования исходов травм на основе ИИ также преобразуют неотложную травматологическую помощь, улучшая оценку тяжести травм и планирование хирургического вмешательства. Традиционная сортировка травм основана на пересмотренной шкале травм (RTS), сокращенной шкале травм (AIS) и опыте врачей, которые могут не в полной мере отражать сложные многосистемные травмы (Gupta et al., 2022). Модели стратификации риска травм на основе ИИ, обученные на исторических данных реестра травм, результатах визуализации и показателях жизненно важных функций до госпитализации, могут предсказать, какие пациенты нуждаются в неотложной хирургической помощи, госпитализации в отделение интенсивной терапии или длительном наблюдении, что позволяет оптимизировать использование ресурсов и сократить время реагирования на травмы (Zhang et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, прогнозная аналитика на основе ИИ в неотложной медицине сталкивается с рядом проблем, включая предвзятость данных, нормативные ограничения и барьеры для внедрения в клиническую практику. Модели ИИ зависят от больших наборов высококачественных данных, но предвзятость в обучающих данных (например, недопредставленность меньшинств, социально-экономические различия или различия в доступе к медицинской помощи) может привести к предвзятым прогнозам (Sharma et al., 2021). Обеспечение прозрачности, интерпретируемости и справедливости моделей ИИ имеет решающее значение для предотвращения неравенства в результатах неотложной медицинской помощи (Gupta et al., 2022).

Еще одним ключевым фактором является соблюдение нормативных требований. Инструменты прогнозной аналитики на базе ИИ должны соответствовать строгим нормативным стандартам, включая руководящие принципы FDA США по медицинскому ИИ, Общий регламент по защите данных (GDPR) ЕС и национальные законы о конфиденциальности пациентов (Zhang et al., 2021). Решения для неотложной медицины на базе ИИ также должны быть подпомагающими, а не полностью автономными, чтобы контроль со стороны человека оставался центральным элементом принятия решений, от которых зависит жизнь человека (Topol, 2019).

В перспективе будущее прогнозной аналитики в неотложной медицине будет связано с более широкой интеграцией ИИ в системы мониторинга в реальном времени, мультимодальным анализом данных и ИИ-платформами с участием человека. Прогнозные модели на основе ИИ, использующие данные из нескольких источников, включая данные электронных медицинских карт, показания носимых биосенсоров, анализ изображений в

реальном времени и геномные биомаркеры, обеспечат комплексное и персонализированное неотложное медицинское обслуживание (Sharma et al., 2021). Федеративные модели обучения на базе ИИ, обеспечивающие безопасную подготовку ИИ в нескольких отделениях неотложной помощи без централизации данных о пациентах (), еще больше повысят точность прогнозирования и масштабируемость (Gupta et al., 2022). Усовершенствованная ИИ технология цифровых двойников, создающая виртуальные модели пациентов в критическом состоянии в режиме реального времени, позволит проводить персонализированные симуляции неотложных вмешательств, оптимизируя решения о лечении конкретных пациентов (Zhang et al., 2021).

По мере развития технологий искусственного интеллекта их интеграция в прогнозную аналитику неотложной медицины будет способствовать беспрецедентным достижениям в области раннего выявления рисков, персонализированного неотложного лечения и оптимизации ресурсов больниц в режиме реального времени, обеспечивая более быструю, эффективную и основанную на данных неотложную помощь во всем мире.

ИИ в лечении инсульта и сердечных приступов

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует лечение инсульта и сердечных приступов, улучшая раннее выявление, стратификацию рисков, принятие решений о лечении и прогнозирование исходов для пациентов. Традиционное неотложное лечение инсульта и сердечных заболеваний основано на опыте врачей, стандартизированных шкалах оценки риска (например, шкала NIH Stroke Scale, шкала HEART Score и шкала TIMI

Score) и ручной интерпретации результатов ЭКГ/КТ, что иногда может приводить к задержкам в диагностике и принятию не оптимальных решений о лечении (Sharma et al., 2021). Прогнозная аналитика на базе ИИ, интерпретация изображений с помощью глубокого обучения и системы поддержки принятия клинических решений в режиме реального времени теперь позволяют быстрее и точнее диагностировать инсульты и сердечные заболевания и назначать индивидуальное неотложное лечение (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в лечении инсульта является раннее выявление и оценка риска. Инсульт является одной из ведущих причин инвалидности и смертности во всем мире, и раннее вмешательство имеет решающее значение для уменьшения долгосрочных повреждений (Topol, 2019). Традиционная диагностика инсульта основана на неврологическом обследовании и визуализации мозга, что может быть трудоемким и зависимым от субъективного мнения врача (Zhang et al., 2021). Модели прогнозирования инсульта на основе ИИ, обученные на больших наборах данных истории болезни пациентов, показателей жизненно важных функций в реальном времени и визуализации мозга, улучшают раннее выявление инсульта и сокращают задержки в лечении (Sharma et al., 2021).

Основанные на ИИ алгоритмы обработки естественного языка (NLP) и машинного обучения могут анализировать электронные медицинские карты (EHR), стенограммы экстренных вызовов и данные носимых устройств для выявления тонких симптомов надвигающегося инсульта до прибытия пациента в больницу (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ системы добольничной сортировки,

интегрированные в службы экстренной помощи и диспетчерские службы скорой помощи, могут выявлять пациентов с высоким риском инсульта с помощью автоматического анализа речи и мимики, обеспечивая их немедленную доставку в больницы, способные оказать неотложную помощь при инсульте (Zhang et al., 2021). Мобильные бригады по лечению инсульта, оснащенные портативными устройствами визуализации с ИИ, еще больше улучшают добольничную диагностику инсульта, позволяя назначать тромболитическую терапию на ранней стадии и добиваться лучших результатов лечения пациентов (Sharma et al., 2021).

ИИ также преобразует интерпретацию изображений инсульта, улучшая обнаружение ишемических и геморрагических инсультов. Традиционная визуализация инсульта требует ручного анализа результатов КТ, МРТ и перфузионной визуализации, что может привести к задержкам в начале жизненно важных процедур, таких как тромболизис или тромбэктомия (Torol, 2019). Компьютерные модели искусственного зрения на базе искусственного интеллекта, использующие сверточные нейронные сети (CNN) и платформы глубокого обучения, могут быстро анализировать изображения головного мозга, обнаруживать ишемические области, количественно оценивать размер инфаркта и выявлять геморрагические преобразования, обеспечивая более быстрое принятие решений при лечении инсульта (Gupta et al., 2022). Основанные на ИИ модели оценки ASPECTS, обученные на тысячах случаев инсульта, обеспечивают автоматическую классификацию тяжести, помогая специалистам по инсульту определить показания к механической тромбэктомии или введению тканевого активатора плазминогена (tPA) (Zhang et al., 2021).

Помимо диагностики, ИИ улучшает персонализацию лечения инсульта. Традиционные стратегии лечения инсульта следуют общим рекомендациям, которые могут не в полной мере учитывать индивидуальные особенности пациентов, такие как объем тромба, коллатеральное кровообращение или риск геморрагической трансформации (Sharma et al., 2021). Модели прецизионной медицины на базе ИИ, интегрирующие генетику пациентов, физиологические параметры в реальном времени и исторические данные о реакции на лечение, оптимизируют дозировку тПА, сроки тромбэктомии и планирование реабилитации, снижая количество осложнений и улучшая показатели неврологического восстановления (Gupta et al., 2022). Прогнозные модели реабилитации на основе ИИ, использующие отслеживание движений, анализ речи и когнитивные оценки, дополнительно ориентируют планы восстановления после инсульта, обеспечивая пациентам индивидуальные реабилитационные меры (Zhang et al., 2021).

Управление неотложной кардиологической помощью на основе ИИ аналогичным образом трансформирует раннюю диагностику, стратификацию риска и оптимизацию лечения инфаркта миокарда (ИМ), аритмий и остановки сердца. Сердечные заболевания остаются ведущей причиной смерти во всем мире, и быстрое вмешательство имеет решающее значение для снижения смертности и долгосрочных осложнений (Topol, 2019). Прогнозная аналитика на базе ИИ, интерпретация ЭКГ в реальном времени и телемедицина с использованием ИИ теперь позволяют оказывать более быструю и точную неотложную кардиологическую помощь (Sharma et al., 2021).

Модели анализа ЭКГ на базе ИИ революционизируют раннее выявление инфаркта миокарда и аритмий. Традиционная интерпретация ЭКГ основана на ручном анализе

кардиологами, что может привести к задержкам в выявлении STEMI (инфаркт миокарда с подъемом сегмента ST), фибрилляции предсердий и других опасных для жизни аритмий (Gupta et al., 2022). Модели глубокого обучения на базе ИИ, обученные на миллионах записей ЭКГ, могут автоматически обнаруживать аномальные паттерны ЭКГ, прогнозировать риск сердечной недостаточности и направлять парамедиков к принятию неотложных мер (Zhang et al., 2021). Мобильные приложения для анализа ЭКГ на базе ИИ, интегрированные с умными часами и портативными устройствами ЭКГ, позволяют в режиме реального времени обнаруживать аритмию и выдавать ранние предупреждения, обеспечивая своевременную медицинскую помощь пациентам из группы высокого риска (Sharma et al., 2021).

Использование искусственного интеллекта в добольничной неотложной кардиологической помощи также повышает эффективность диспетчеризации скорой помощи и выбора больницы. Традиционная скорая помощь полагается на субъективное описание симптомов и сортировку по звонкам в колл-центр, что может привести к неверной оценке приоритетности пациентов с сердечными заболеваниями высокого риска (Topol, 2019). Алгоритмы диспетчеризации скорой помощи, усовершенствованные с помощью ИИ, используют распознавание речи и анализ экстренных вызовов на основе НЛП, чтобы распознавать лингвистические признаки острой боли в груди, одышки и остановки сердца, что позволяет быстро направить на место специализированные бригады кардиологов (Gupta et al., 2022). Модели выбора больниц на основе ИИ, интегрирующие данные о занятости больничных коек в режиме реального времени и доступности лабораторий катетеризации сердца, еще больше улучшают решения о направлении пациентов, сокращая время от поступления до начала лечения для пациентов с STEMI (Zhang et al., 2021).

ИИ также преобразует управление после сердечных событий, улучшая прогнозирование рисков и персонализацию лечения. Традиционные инструменты оценки сердечного риска, такие как Framingham Risk Score и GRACE Score, предоставляют обобщенные оценки риска, которые могут не в полной мере отражать индивидуальные различия в сердечных исходах (Sharma et al., 2021). Прогнозные модели на основе ИИ, анализирующие мультиомические данные, непрерывный мониторинг артериального давления и реальные тенденции приверженности лечению, обеспечивают персонализированную стратификацию рисков, гарантируя, что пациенты с высоким риском получают целевые вмешательства, такие как раннее лечение статинами, рекомендации по изменению образа жизни или установка имплантируемого кардиовертера-дефибриллятора (, ICD) (Gupta et al., 2022). Платформы удаленного мониторинга пациентов на базе ИИ, интегрирующие носимые биосенсоры на базе ИИ и облачную прогнозную аналитику, позволяют в режиме реального времени обнаруживать аритмию, контролировать сердечную недостаточность и отслеживать приверженность лечению, что снижает частоту повторных госпитализаций и улучшает долгосрочное здоровье сердца (Zhang et al., 2021).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, управление инсультами и сердечными приступами с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, включая качество данных, прозрачность моделей и соблюдение нормативных требований. Модели ИИ полагаются на крупномасштабные высококачественные наборы данных, однако различия в методах сбора данных, различия в методах визуализации и предвзятость в обучающих наборах данных могут повлиять на точность и обобщаемость моделей (Sharma et al., 2021). Обеспечение прозрачности, интерпретируемости и объяснимости ИИ имеет решающее значение для

завоевания доверия врачей и облегчения получения разрешений регулирующих органов (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее ИИ в неотложной помощи при инсульте и сердечных приступах будет связано с большей автоматизацией, интеграцией мультимодального ИИ и созданием объяснимых ИИ-фреймворков (XAI). Мультимодальные прогнозные модели на базе ИИ, сочетающие геномику, визуализацию, физиологический мониторинг в реальном времени и данные носимых устройств, позволят составлять еще более точные и персонализированные планы неотложной помощи (Torol, 2019). Федеративные модели обучения на основе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ с сохранением конфиденциальности в нескольких больничных сетях, еще больше улучшат масштабируемость и применимость в реальных условиях (Zhang et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в систему оказания неотложной помощи при инсультах и сердечно-сосудистых заболеваниях приведет к беспрецедентным улучшениям в области ранней диагностики, точности лечения и результатов лечения пациентов с острыми сердечно-сосудистыми заболеваниями (), обеспечив более быструю, эффективную и спасающую жизнь неотложную помощь во всем мире (Sharma et al., 2021).

ИИ для реагирования на травмы и несчастные случаи

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует реагирование на травмы и несчастные случаи за счет улучшения раннего выявления травм, автоматизированной оценки тяжести, поддержки принятия решений в режиме реального времени и распределения ресурсов

экстренной помощи. Традиционная травматологическая помощь зависит от ручной сортировки, стандартизированных систем оценки (например, пересмотренной шкалы травм, шкалы тяжести травм) и суждения врача, что может привести к различиям в приоритезации пациентов и задержкам в проведении критически важных вмешательств (Sharma et al., 2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ, модели компьютерного зрения и инструменты оценки травм в режиме реального времени теперь позволяют быстрее и точнее лечить травмы, снижая заболеваемость и смертность в экстренных ситуациях (Gupta et al., 2022).

Прогнозная аналитика на основе ИИ для оценки тяжести травм является одним из наиболее значительных достижений в области реагирования на несчастные случаи. Традиционные системы оценки травм основаны на статических физиологических параметрах (например, артериальное давление, шкала комы Глазго) и ретроспективных моделях стратификации риска, которые могут не в полной мере отражать динамическое ухудшение состояния пациента в режиме реального времени (Torol, 2019). Мультимодальные модели прогнозирования риска травм на основе ИИ, интегрирующие данные о жизненно важных показателях в реальном времени, данные визуализации и исторические результаты лечения травм, позволяют на ранней стадии выявлять пациентов с травмами высокого риска, обеспечивая быструю приоритезацию и целенаправленные вмешательства (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ инструменты для сортировки травм на догоспитальном этапе, встроенные в системы скорой помощи и центры экстренных вызовов, , позволяют еще более оптимизировать распределение ресурсов, прогнозируя, каким пациентам требуется транспортировка в травматологические центры, а каким — в местные больницы (Sharma et al., 2021).

Компьютерные модели на базе ИИ и алгоритмы глубокого обучения улучшают интерпретацию изображений травм, позволяя автоматизировать обнаружение переломов, выявление кровоизлияний и оценку повреждений внутренних органов. Традиционная визуализация травм основана на ручном анализе рентгеновских снимков, результатов компьютерной томографии и ультразвукового исследования, что может задержать принятие критически важных решений в отделениях неотложной помощи с большим потоком пациентов (Gupta et al., 2022). Модели компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ, обученные на крупных наборах данных визуализации травм, могут обнаруживать переломы скелета, внутричерепные кровоизлияния и ушибы легких с точностью, сопоставимой с уровнем радиолога, что обеспечивает более быструю диагностику и снижение числа диагностических ошибок (Zhang et al., 2021). Автоматизированные инструменты интерпретации FAST (Focused Assessment with Sonography for Trauma), основанные на ИИ и используемые в машинах скорой помощи и травматологических отделениях, позволяют в режиме реального времени обнаруживать внутренние кровотечения, что улучшает своевременность принятия хирургических решений (Sharma et al., 2021).

ИИ также играет важную роль в автоматизированной сортировке травм и распределении ресурсов. Традиционная сортировка травм основана на ручной классификации, проводимой первыми реагирующими, на которую могут влиять когнитивная перегрузка, стресс окружающей среды и различия в опыте реагирующих (Topol, 2019). Автономные дроны для сортировки, управляемые ИИ, оснащенные алгоритмами компьютерного зрения и биосенсорами в режиме реального времени, могут оценивать состояние нескольких пострадавших на месте происшествия, предоставляя автоматическую классификацию

тяжести травм и рекомендации по сортировке (Gupta et al., 2022). Системы сортировки пострадавших с помощью ИИ, интегрирующие оценку травм в режиме реального времени, геолокацию пациентов и данные о пропускной способности больниц, еще больше улучшают координацию экстренной медицинской помощи, обеспечивая немедленную помощь тяжелораненым пациентам в соответствующих травматологических центрах (Zhang et al., 2021).

Носимые биосенсоры на базе искусственного интеллекта и системы удаленного мониторинга травм улучшают добольничную травматологическую помощь и мониторинг пациентов. Традиционный добольничный мониторинг основан на ручной проверке жизненно важных показателей, оценке состояния пациента фельдшером и задержках в передаче информации в больницу, что может привести к недооценке тяжести травм (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы физиологического мониторинга в реальном времени, использующие носимые датчики ЭКГ, пульсовые оксиметры и датчики постоянного артериального давления, обеспечивают автоматическое раннее предупреждение о шоке, внутреннем кровотечении и дыхательной недостаточности, что позволяет своевременно оказать помощь до прибытия пациентов в больницу (Gupta et al., 2022). Телемедицинские платформы на базе ИИ, интегрированные с бригадами экстренной помощи, дополнительно позволяют проводить дистанционные консультации по травматологии, обеспечивая участие специалистов в сложных случаях травм до прибытия в больницу (Zhang et al., 2021).

Прогнозные модели на базе ИИ для травматологической хирургии и послеоперационного ухода также улучшают долгосрочное восстановление и планирование реабилитации.

Традиционные решения в травматологической хирургии основываются на интраоперационных оценках и опыте хирурга, которые могут не полностью предсказать послеоперационные осложнения или потребности в реабилитации (Torol, 2019). Модели прогнозирования результатов хирургических операций на базе ИИ, анализирующие интраоперационные показатели в режиме реального времени, индивидуальные факторы риска пациентов и хирургические симуляции на основе машинного обучения, позволяют осуществлять персонализированное планирование хирургических операций, оптимизировать реабилитацию после травм и снизить количество осложнений, таких как инфекции и тромбоз глубоких вен (ТГВ) (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные ИИ платформы мониторинга реабилитации, интегрирующие ИИ-анализ походки, отслеживание движений и цифровое физиотерапевтическое консультирование, дополнительно поддерживают персонализированные программы восстановления, улучшая функциональные результаты у пациентов с травмами (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свой трансформационный потенциал, реагирование на травмы и несчастные случаи с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, включая интеграцию данных в реальном времени, прозрачность алгоритмов и этические соображения. Модели прогнозирования травм на основе ИИ требуют бесшовной интеграции с системами добольничной помощи, отделений неотложной помощи и хирургическими рабочими процессами, однако различия в инфраструктуре больниц и проблемы взаимодействия могут ограничить внедрение ИИ в режиме реального времени (Zhang et al., 2021). Также важно обеспечить объясняемость ИИ и доверие врачей, поскольку модели глубокого обучения типа «черный ящик» могут генерировать высокоточные прогнозы без четкой интерпретации, что может повлиять на их внедрение в условиях интенсивной терапии

(Sharma et al., 2021). Этические соображения, включая предвзятость моделей ИИ для травматологии, равный доступ к усовершенствованной с помощью ИИ травматологической помощи и вопросы конфиденциальности данных, также должны быть учтены для обеспечения справедливого и этичного внедрения ИИ в неотложной медицине (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее ИИ в травматологии и реагировании на несчастные случаи будет связано с большей автоматизацией, поддержкой принятия решений на основе ИИ в режиме реального времени и интеграцией мультимодальных данных о травмах. Федеративные модели обучения на основе ИИ, позволяющие безопасно обучать модели ИИ для травматологии в нескольких больницах и службах экстренной помощи, повысят точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности данных пациентов (Torol, 2019). Усовершенствованные с помощью ИИ цифровые симуляторы травм, создающие виртуальные модели пациентов с травмами в режиме реального времени на основе данных визуализации, физиологического мониторинга и результатов хирургического лечения, позволят еще больше персонализировать травматологические вмешательства и симуляции прогнозируемого лечения (Sharma et al., 2021). Автономные аварийные транспортные средства и роботы-спасатели на базе ИИ, интегрирующие компьютерное зрение и прогнозную аналитику, также революционизируют реагирование на стихийные бедствия, спасательные операции в условиях высокого риска и оказание помощи при травмах в удаленных районах (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в реагирование на травмы и несчастные случаи приведет к беспрецедентным улучшениям в области раннего выявления травм,

автоматизированной сортировки, принятия решений в режиме реального времени и реабилитации после травм, обеспечив более быструю, эффективную и основанную на данных неотложную помощь во всем мире (Zhang et al., 2021).

ИИ в экстренной визуализации и радиологии

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует экстренную визуализацию и радиологию, повышая скорость диагностики, точность и эффективность рабочего процесса в условиях интенсивной терапии. Традиционная экстренная радиология зависит от ручной интерпретации результатов визуальных исследований (КТ, МРТ, рентген, УЗИ) радиологами, что может быть трудоемким, подверженным вариативности и ограниченными ресурсами в часы пиковой нагрузки отделений неотложной помощи (Sharma et al., 2021). Модели глубокого обучения на основе ИИ, методы компьютерного зрения и прогнозная аналитика теперь позволяют автоматизировать выявление опасных для жизни состояний, ускорить оптимизацию рабочего процесса в радиологии и улучшить управление пациентами в неотложных состояниях (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в неотложной радиологии является автоматическое обнаружение критических находок в медицинских изображениях. В неотложных ситуациях такие состояния, как внутричерепное кровоизлияние, тромбоэмболия легочной артерии, пневмоторакс, расслоение аорты, переломы и инсульт, требуют быстрой диагностики и вмешательства (Torol, 2019). Компьютерные модели искусственного зрения на базе ИИ, использующие сверточные нейронные сети (CNN) и

алгоритмы глубокого обучения, могут автоматически анализировать медицинские изображения, выделять проблемные области и приоритезировать случаи с высоким риском для рассмотрения радиологом, обеспечивая более быструю диагностику и начало лечения (Zhang et al., 2021).

Например, усовершенствованные с помощью ИИ модели обнаружения инсульта, интегрированные с экстренными КТ-перфузионными сканированиями, позволяют на ранней стадии различать ишемический и геморрагический инсульт, что помогает своевременно принять решение о тромболитической терапии или механической тромбэктомии (Sharma et al., 2021). Модели обнаружения легочной эмболии на основе ИИ, анализирующие компьютерные томографические ангиограммы легких (СТРА), улучшают раннюю диагностику и сортировку пациентов с высоким риском ТЭЛА, обеспечивая более быстрое начало антикоагулянтной терапии (Gupta et al., 2022). Аналогичным образом, алгоритмы обнаружения переломов на основе ИИ, обученные на обширных рентгенограммах костно-мышечной системы, позволяют автоматизировать идентификацию и классификацию костных повреждений, улучшая принятие решений в экстренной ортопедии (Zhang et al., 2021).

ИИ также оптимизирует рабочий процесс в радиологии и сокращает время диагностики в экстренных ситуациях. Традиционные рабочие процессы в экстренной визуальной диагностике основаны на ручной приоритезации сканирования, последовательной отчетности радиологов и запросах на сканирование от врачей, что может привести к задержкам в интерпретации изображений в периоды высокой загруженности (Sharma et al., 2021). Платформы автоматизации рабочих процессов на базе ИИ, интегрированные в

системы архивации и передачи изображений (PACS) и радиологические информационные системы (RIS), динамически расставляют приоритеты визуализационных исследований на основе прогнозируемой ИИ критичности, автоматически назначают случаи доступным радиологам и предоставляют поддержку в принятии решений в режиме реального времени, обеспечивая более быстрое выполнение работ и повышение эффективности отделений неотложной помощи (Gupta et al., 2022).

Системы сортировки для экстренной визуализации на базе ИИ, такие как усовершенствованные с помощью ИИ рабочие списки радиологов, улучшают процесс принятия клинических решений, автоматически отмечая сканы с высоким приоритетом (Topol, 2019). Например, модели обнаружения пневмоторакса на основе ИИ, анализирующие экстренные рентгеновские снимки грудной клетки, могут мгновенно уведомлять врачей о жизнеугрожающем коллапсе легких, что позволяет немедленно приступить к лечению с помощью установки грудной трубки (Zhang et al., 2021). Анализ компьютерной томографии травм с помощью ИИ, использующий многоорганную сегментацию и обнаружение кровоизлияний на основе глубокого обучения с использованием метода « », позволяет еще быстрее оценивать тяжесть травм, что помогает в планировании хирургического лечения и принятии решений о госпитализации в отделение интенсивной терапии (Sharma et al., 2021).

Аналитика прогнозирующей визуализации на основе искусственного интеллекта также преобразует добольничную экстренную визуализацию и мобильные радиологические решения. Традиционная добольничная визуализация ограничивается базовыми ультразвуковыми сканированиями и интерпретациями парамедиков, которые не всегда

могут быть достаточными для точной сортировки пациентов на месте (Gupta et al., 2022). Портативные модели интерпретации ультразвуковых исследований на базе искусственного интеллекта, интегрированные в устройства для диагностики на месте (РОС), позволяют в режиме реального времени проводить оценку травм, сердечной и легочной деятельности в машинах скорой помощи, на местах бедствий и в сельских районах, что обеспечивает более быстрое принятие решений до госпитализации (Topol, 2019). Улучшенные с помощью ИИ мобильные платформы для визуализации инсульта, встроенные в мобильные инсультные бригады (MSU), анализируют добольничные сканы головного мозга, что позволяет проводить тромболизис на месте и сократить время от поступления пациента до начала лечения (Zhang et al., 2021).

ИИ также улучшает интервенционные процедуры в неотложной медицине под контролем радиологии. Традиционные интервенционные процедуры под визуальным контролем, такие как ангиопластика, эмболизация и чрескожные дренирующие процедуры, основаны на ручной интерпретации рентгеновских снимков и принятии решений врачом в режиме реального времени, что может быть сложной задачей в ситуациях с высоким риском и ограниченным временем (Sharma et al., 2021). Компьютерные модели интервенционной визуализации на основе ИИ, использующие сегментацию КТ/МРТ в реальном времени, роботизированную помощь и прогнозирование траектории иглы на основе ИИ, повышают точность хирургических вмешательств, снижают радиационное облучение и оптимизируют показатели успешности неотложных процедур (Gupta et al., 2022).

Инструменты обработки естественного языка (NLP) и распознавания речи на базе ИИ еще больше оптимизируют составление радиологических отчетов в неотложной медицине.

Традиционные рабочие процессы диктовки в радиологии основаны на ручной транскрипции и структурированных форматах отчетов, что может замедлить критически важную коммуникацию между радиологами и бригадами скорой помощи (Torol, 2019). Улучшенные с помощью ИИ системы радиологической документации « », интегрированные с моделями автоматического формирования впечатлений, позволяют быстрее и более структурированно составлять радиологические отчеты, сокращая время обработки и улучшая междисциплинарную коммуникацию в условиях неотложной помощи (Zhang et al., 2021).

Несмотря на огромный потенциал, искусственный интеллект в области экстренной визуализации и радиологии сталкивается с рядом проблем, включая изменчивость качества данных, соблюдение нормативных требований и обобщаемость моделей искусственного интеллекта. Модели визуализации на основе искусственного интеллекта полагаются на крупномасштабные аннотированные наборы данных, однако различия в протоколах сканирования, качестве визуализации и демографических характеристиках пациентов могут повлиять на производительность моделей в разных больничных условиях (Sharma et al., 2021). Обеспечение надежной валидации моделей ИИ на межинституциональных наборах данных имеет решающее значение для сокращения числа ложноположительных и ложноотрицательных результатов в приложениях для экстренной радиологии (Gupta et al., 2022).

Соблюдение нормативных требований является еще одной ключевой проблемой в области диагностической визуализации с помощью ИИ в экстренных ситуациях. Диагностические модели на базе ИИ должны соответствовать глобальным нормативным требованиям в

области медицинского ИИ, включая одобрения FDA США, маркировку CE в Европе и региональные нормативные требования в сфере здравоохранения, что гарантирует соответствие диагностической визуализации с помощью ИИ стандартам клинической безопасности и эффективности (Topol, 2019). Решения для экстренной визуализации на базе ИИ также должны обеспечивать объяснимость и контроль со стороны врачей, гарантируя, что окончательное решение остается за радиологами и врачами скорой помощи (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в экстренной визуализации и радиологии будет связано с большей автоматизацией, созданием объяснимых ИИ-фреймворков (XAI) и мультимодальным слиянием данных визуализации. Мультимодальные платформы экстренной визуализации на базе ИИ, интегрирующие данные КТ, МРТ, УЗИ и носимых биосенсоров, будут обеспечивать комплексную диагностическую поддержку в режиме реального времени (Sharma et al., 2021). Федеративные модели обучения на основе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ на базе данных визуализации нескольких больниц, еще больше повысят точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности пациентов (Gupta et al., 2022). Симуляции визуализации с помощью цифровых двойников на базе ИИ, создающие виртуальные модели анатомии пациентов в реальном времени на основе визуализации и прогнозируемых ИИ реакций на лечение, позволят проводить точные радиологические вмешательства и оказывать персонализированную неотложную помощь (Zhang et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в неотложную визуализацию и радиологию приведет к беспрецедентным улучшениям в диагностической эффективности, оптимизации

рабочих процессов визуализации и поддержке принятия решений в режиме реального времени, обеспечив более быструю, точную и основанную на данных неотложную помощь во всем мире (Toro1, 2019).

ИИ в экстренном введении лекарственных средств и поддержке принятия решений

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует оказание неотложной медицинской помощи и поддержку принятия решений за счет повышения безопасности лекарственных средств, точности дозирования и принятия клинических решений в режиме реального времени в условиях интенсивной терапии. Традиционное оказание неотложной медицинской помощи основано на ручных расчетах, стандартизированных рекомендациях по дозированию и опыте врачей, что иногда может приводить к ошибкам, задержкам или не оптимальному выбору лечения для пациентов в критическом состоянии (Sharma et al., 2021). Прогнозная аналитика на базе ИИ, обработка естественного языка (NLP) и автоматизированные системы поддержки принятия клинических решений (CDSS) в настоящее время улучшают выбор лекарственных средств, оптимизацию дозировки и прогнозирование побочных реакций на лекарственные средства (ПРЛС) в отделениях неотложной помощи (ED), отделениях интенсивной терапии (ICU) и в добольничных условиях (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее важных применений ИИ в экстренной медицинской помощи является оптимизация дозировки в режиме реального времени и персонализированные рекомендации по лечению. Традиционные стратегии дозирования используют

фиксированные схемы дозирования, расчеты на основе веса или корректировки по почечной функции, которые могут не в полной мере учитывать индивидуальные особенности фармакокинетики, сопутствующие заболевания или генетическую предрасположенность пациента (Topol, 2019). Модели точного дозирования на основе ИИ, обученные на крупных наборах данных о пациентах, фармакогеномных данных и физиологических параметрах в реальном времени, позволяют давать индивидуальные рекомендации по дозированию лекарств, снижая побочные эффекты и повышая терапевтическую эффективность (Zhang et al., 2021).

Системы предотвращения ошибок при приеме лекарств на базе ИИ также играют важную роль в экстренной медицинской помощи. Ошибки при приеме лекарств являются одной из основных причин предотвратимых нежелательных явлений в экстренной медицине, часто возникающих в результате неправильного выбора лекарств, неправильного расчета доз или упущения взаимодействий между лекарствами (Sharma et al., 2021). Системы поддержки клинических решений (CDSS) на базе ИИ, интегрированные в электронные медицинские карты (EHR) и системы компьютеризированного ввода врачебных назначений (CPOE), в режиме реального времени предупреждают о возможных ошибках в дозировке, аллергии на лекарства и противопоказаниях, обеспечивая более безопасное введение лекарств в ситуациях, когда время имеет решающее значение (Gupta et al., 2022).

Усовершенствованные с помощью ИИ инструменты автоматического скрининга лекарственных взаимодействий еще больше повышают безопасность неотложной медицинской помощи, анализируя схемы лечения с применением нескольких препаратов и прогнозируя вредные взаимодействия у пациентов в критическом состоянии.

Традиционные средства проверки лекарственных взаимодействий опираются на статические фармакологические базы данных, которые могут не в полной мере учитывать сложные схемы лечения с применением нескольких препаратов или изменения физиологического состояния пациента (Topol, 2019). Модели прогнозирования лекарственных взаимодействий на основе искусственного интеллекта, использующие алгоритмы фармаконадзора на основе машинного обучения, непрерывно анализируют реальные модели лекарственных взаимодействий, данные электронных медицинских карт и отчеты о побочных эффектах, предупреждая врачей о высокорисковых комбинациях лекарств перед их назначением (Zhang et al., 2021).

Модели обработки естественного языка (NLP) на базе ИИ также улучшают поддержку принятия решений о неотложной медикаментозной помощи путем анализа неструктурированного клинического текста в электронных медицинских картах, записях врачей и литературе по клиническим рекомендациям (). Традиционное принятие решений о медикаментозной помощи зависит от ручного анализа руководств, клинических случаев и опыта врачей, что может быть трудоемким в экстренных ситуациях (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ помощники по назначению лекарств на основе NLP, использующие поиск литературы в режиме реального времени и интерпретацию клинических рекомендаций на основе ИИ, предоставляют мгновенные, основанные на доказательствах рекомендации по назначению лекарств, сокращая задержки в лечении и повышая точность неотложной фармакотерапии (Gupta et al., 2022).

Автоматизированные системы выдачи лекарств в экстренных случаях и роботизированные аптечные системы на базе ИИ еще больше повышают эффективность введения

лекарственных средств. Традиционные рабочие процессы в больничных аптеках полагаются на фармацевтов, которые проверяют рецепты, отпускают лекарства и проверяют их безопасность, что может привести к задержкам в доставке лекарств в экстренных случаях (Topol, 2019). Роботизированные аптечные системы на базе ИИ, интегрированные с алгоритмами проверки лекарств на базе ИИ, позволяют автоматизировать отпуск лекарств в режиме реального времени, обеспечивая доставку жизненно важных лекарств бригадам скорой помощи с минимальными задержками (Zhang et al., 2021). Умные инфузионные насосы с ИИ, использующие прогнозную аналитику и мониторинг концентрации лекарств в режиме реального времени, еще больше оптимизируют введение внутривенных лекарств, предотвращая ошибки в скорости инфузии и снижая риск для пациентов (Sharma et al., 2021).

Прогнозная аналитика на базе ИИ для выявления побочных реакций на лекарственные средства (ПРЛ) — еще одно революционное применение в области экстренного введения лекарственных средств. Традиционное выявление ПРЛ зависит от постфактум клинических оценок, спонтанных сообщений о нежелательных явлениях и баз данных фармаконадзора, что может привести к задержке выявления осложнений, связанных с лекарственными средствами (Gupta et al., 2022). Модели прогнозирования ADR на основе ИИ, интегрирующие данные о жизненно важных показателях пациента в режиме реального времени, лабораторные маркеры и историю болезни, могут выявлять ранние признаки токсичности лекарственных средств (например, анафилаксию, нефротоксичность, удлинение интервала QT, вызванное амиодироном []) до возникновения серьезных осложнений, что позволяет проводить проактивные вмешательства и корректировать дозировку лекарственных средств (Zhang et al., 2021).

Усовершенствованные с помощью ИИ системы поддержки принятия решений при выборе препаратов для неотложной реанимации также повышают эффективность реагирования на коды «синего цвета». Традиционные протоколы расширенной сердечно-легочной реанимации (ACLS) основаны на введении лекарственных средств под контролем человека в соответствии с заранее установленными алгоритмами, которые не всегда учитывают индивидуальные особенности пациента (Sharma et al., 2021). Системы реанимации в режиме реального времени на базе ИИ, интегрирующие физиологические показатели пациента, интерпретацию сердечного ритма и прогнозы действия лекарственных средств на основе ИИ, помогают бригадам скорой помощи выбирать оптимальные вазопрессоры, антиаритмические препараты и стратегии инфузионной терапии на основе динамической реакции пациента (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, система экстренного назначения лекарственных средств и поддержки принятия решений на основе ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с изменчивостью качества данных, интерпретируемостью ИИ и соблюдением нормативных требований. Модели поддержки принятия решений о назначении лекарственных средств на основе ИИ опираются на большие наборы высококачественных данных, однако несоответствия в документации электронных медицинских карт, реальные практики назначения лекарственных средств и различия в перечнях лекарственных средств, разрешенных к применению в больницах, могут повлиять на обобщаемость моделей в различных клинических условиях (Topol, 2019). Обеспечение объяснимости ИИ (XAI) при принятии решений о назначении лекарственных средств также имеет решающее значение, поскольку модели машинного обучения типа «черный ящик» могут генерировать высоконадежные рекомендации по лекарственным средствам без

четких обоснований, что может повлиять на доверие врачей и внедрение таких рекомендаций (Zhang et al., 2021).

Соблюдение нормативных требований является еще одной ключевой проблемой в области управления лекарственными средствами с помощью ИИ. Инструменты для назначения лекарственных средств на базе ИИ должны соответствовать глобальным фармацевтическим и медицинским нормам в области ИИ, включая одобрения FDA США для CDSS на базе ИИ, европейские сертификаты CE для назначения лекарственных средств с помощью ИИ в соответствии с принципами разумного использования лекарственных средств () и региональные рамки безопасности лекарственных средств, обеспечивая соответствие выбора лекарственных средств на базе ИИ клиническим стандартам безопасности и эффективности (Sharma et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в области экстренного введения лекарственных средств и поддержки принятия решений будет связано с большей автоматизацией, объединенными моделями обучения ИИ и интеграцией фармакогеномики на базе ИИ. Мультимодальные платформы поддержки принятия решений на базе ИИ, сочетающие в себе данные о жизненно важных показателях пациентов в режиме реального времени, фармакогеномные маркеры и прогнозирование рисков, связанных с приемом лекарственных средств, на базе ИИ, позволят внедрить персонализированную точную медицину в экстренную фармакотерапию (Gupta et al., 2022). Федеративные модели обучения на основе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ в нескольких больничных сетях без централизации данных пациентов, еще больше повысят точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности пациентов (Torol, 2019). Цифровые модели

фармакологии на основе ИИ, создающие виртуальные симуляции метаболизма и реакции пациентов на лекарственные препараты в режиме реального времени, позволят проактивно корректировать дозы и оптимизировать стратегии неотложной медикаментозной терапии (Zhang et al., 2021).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в систему экстренного лечения и поддержки принятия решений приведет к беспрецедентным улучшениям в области безопасности лекарственных средств, точности дозирования и принятия клинических решений в режиме реального времени, обеспечив более быструю, эффективную и персонализированную экстренную фармакотерапию во всем мире (Sharma et al., 2021).

ИИ в сортировке пострадавших при стихийных бедствиях и массовых несчастных случаях

Искусственный интеллект (ИИ) преобразует реагирование на чрезвычайные ситуации и сортировку пострадавших при массовых несчастных случаях за счет улучшения оценки травм в режиме реального времени, автоматизации приоритезации сортировки и координации ресурсов экстренной помощи. Традиционная сортировка пострадавших при массовых бедствиях основана на ручных алгоритмах сортировки (например, START, SALT и «Сито сортировки» Американской коллегии врачей скорой помощи ()), опыте первых реагирующих и субъективных оценках, что может привести к различиям в принятии решений, задержкам в определении приоритетов лечения и неэффективному распределению ресурсов (Sharma et al., 2021). Компьютерное зрение на базе искусственного

интеллекта, модели сортировки на основе машинного обучения и автономные системы экстренного реагирования теперь позволяют быстрее и точнее проводить сортировку при массовых травмах, снижая смертность и повышая эффективность реагирования на чрезвычайные ситуации (Gupta et al., 2022).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в сортировке пострадавших при бедствиях является оценка тяжести состояния пациентов в режиме реального времени с помощью прогнозной аналитики на основе ИИ. Традиционные системы сортировки требуют ручной оценки жизненно важных показателей, оценки по шкале Глазго (GCS) и оценки тяжести травм, что может быть трудоемким и подверженным человеческим ошибкам в стрессовых условиях (Torol, 2019). Модели прогнозирования тяжести травм на основе ИИ, обученные на исторических данных о пациентах, пострадавших в результате бедствий, данных биосенсоров в режиме реального времени и физиологических параметрах из нескольких источников, позволяют автоматизировать стратификацию риска травм, обеспечивая немедленное оказание помощи пациентам с критическими травмами (Zhang et al., 2021). Усовершенствованные ИИ инструменты автоматизации сортировки, встроенные в системы реагирования на чрезвычайные ситуации и мобильные медицинские подразделения, еще больше улучшают принятие медицинских решений на месте и координацию транспортировки в больницы (Sharma et al., 2021).

Компьютерное зрение на базе ИИ и сортировка с помощью дронов играют решающую роль в ликвидации последствий крупномасштабных бедствий. Традиционная сортировка при бедствиях зависит от ручного осмотра травм и наличия первых реагирующих, что может привести к задержкам в оценке масштабов потерь в зонах бедствия (Gupta et al., 2022).

Автономные дроны на базе ИИ, оснащенные тепловизионными камерами, датчиками LiDAR и алгоритмами обнаружения травм на основе глубокого обучения, могут сканировать места бедствий, идентифицировать пострадавших и оценивать тяжесть травм в режиме реального времени, обеспечивая немедленную сортировку пострадавших по степени тяжести для бригад экстренной помощи (Zhang et al., 2021). Модели распознавания изображений на базе ИИ, обученные с помощью метода глубокого обучения () на тысячах случаев травм, могут обнаруживать переломы, ожоги, кровотечения и травмы от сдавливания на изображениях, снятых дронами, что улучшает раннюю классификацию травм и определение приоритетов при транспортировке в больницу (Sharma et al., 2021).

Платформы автоматизации сортировки пациентов на основе ИИ, интегрированные в службы экстренной медицинской помощи (EMS) и центры управления в чрезвычайных ситуациях, улучшают распределение ресурсов при массовых жертвах. Традиционные меры реагирования на массовые жертвы основаны на ручной координации отправки машин скорой помощи, отслеживании наличия больничных коек и принятии решений о перенаправлении пациентов, что может быть неэффективно в случае крупномасштабных чрезвычайных ситуаций (Torol, 2019). Платформы реагирования на чрезвычайные ситуации в режиме реального времени на базе ИИ, использующие модели приоритезации пациентов на основе машинного обучения, аналитику пропускной способности больниц и геопространственное картирование в режиме реального времени, оптимизируют решения о транспортировке в чрезвычайных ситуациях, обеспечивая направление пациентов с критическими травмами в соответствующие травматологические центры без перегрузки ресурсов больниц (Gupta et al., 2022). Усовершенствованные с помощью ИИ системы экстренной связи, интегрирующие модели обработки естественного языка (NLP) и

автоматизированные инструменты для составления медицинских отчетов, еще больше улучшают координацию реагирования на чрезвычайные ситуации между спасателями на месте, больницами и государственными органами (Zhang et al., 2021).

Носимые биосенсоры и системы удаленного мониторинга на базе ИИ также улучшают оценку состояния пострадавших в зонах бедствий в режиме реального времени. Традиционная сортировка пострадавших на месте зависит от периодической проверки жизненно важных показателей, субъективной оценки боли и ограниченного доступа к данным о пациентах в режиме реального времени (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы физиологического мониторинга в реальном времени, использующие беспроводные биосенсоры для ЭКГ, пульсовой оксиметрии, измерения артериального давления и уровня лактата, обеспечивают непрерывную передачу данных сортировки бригадам реагирования на чрезвычайные ситуации, что позволяет своевременно выявлять гемодинамическую нестабильность и надвигающееся ухудшение состояния (Gupta et al., 2022). Телемедицинские платформы на базе ИИ, интегрированные с мобильными устройствами () и приложениями для сортировки на месте, позволяют проводить удаленные консультации специалистов по сложным травмам, сокращая время принятия решений при массовых несчастных случаях (Zhang et al., 2021).

Прогнозная аналитика на основе искусственного интеллекта для подготовки к стихийным бедствиям и симуляционного обучения также преобразует планирование реагирования на массовые жертвы. Традиционная подготовка к стихийным бедствиям опирается на анализ исторических данных, статические планы реагирования на чрезвычайные ситуации и очные учебные учения, которые могут не в полной мере отражать сложность реальных сценариев

стихийных бедствий (Topol, 2019). Модели моделирования бедствий на базе ИИ, использующие обучение с подкреплением и сгенерированные ИИ сценарии, позволяют аварийным службам обучать группы реагирования, оптимизировать распределение ресурсов и выявлять слабые места в планах готовности к бедствиям до того, как произойдут реальные инциденты (Sharma et al., 2021). Усовершенствованная с помощью ИИ аналитика прогнозирования бедствий, интегрирующая метеорологические данные, датчики сейсмической активности и анализ тенденций в социальных сетях, позволяет еще более точно выявлять потенциальные риски бедствий, что дает возможность проактивно мобилизовать силы и средства для реагирования на чрезвычайные ситуации (Gupta et al., 2022).

Автоматизированные чат-боты для сортировки пациентов и виртуальные помощники в чрезвычайных ситуациях, основанные на ИИ, также играют важную роль в общественных усилиях по ликвидации последствий бедствий. Традиционные горячие линии по ликвидации последствий бедствий зависят от ручной обработки вызовов, которая может быть перегружена во время крупномасштабных кризисов, что приводит к задержкам в оказании экстренной помощи (Zhang Чат-боты для сортировки пациентов на основе ИИ, использующие обработку естественного языка (NLP) и распознавание симптомов на основе ИИ, могут автоматически оценивать состояние пациентов, давать рекомендации по оказанию первой помощи и направлять людей с низким риском в соответствующие медицинские учреждения, снижая нагрузку на центры экстренных вызовов и сотрудников служб экстренного реагирования (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ платформы для отслеживания бедствий с использованием краудсорсинга, основанные на данных, предоставляемых гражданами в режиме реального времени, и обнаружении

аномалий с помощью ИИ, дополнительно помогают в поиске пострадавших, картографировании опасных зон и координации спасательных работ (Gupta et al., 2022).

Несмотря на свой преобразующий потенциал, сортировка пострадавших при бедствиях и массовых несчастных случаях с помощью ИИ сталкивается с рядом проблем, в том числе с предвзятостью данных, ограничениями обработки ИИ в режиме реального времени и этическими соображениями. Модели сортировки травм на основе ИИ требуют разнообразных высококачественных обучающих наборов данных, однако различия в глобальных протоколах реагирования на бедствия, региональной медицинской инфраструктуре и недостаточное представительство различных групп пациентов могут повлиять на обобщаемость ИИ (Topol, 2019). Обеспечение справедливости и прозрачности ИИ имеет решающее значение для предотвращения неравенства в приоритезации оказания помощи при массовых жертвах (Zhang et al., 2021).

Еще одной проблемой при внедрении ИИ в реагировании на чрезвычайные ситуации являются возможности обработки данных ИИ в режиме реального времени. Алгоритмы сортировки, основанные на ИИ, должны обрабатывать большие объемы данных о пациентах, результаты сканирования и показания биосенсоров в режиме реального времени, однако ограничения вычислительных мощностей и пропускной способности в зонах бедствий могут снижать эффективность ИИ (Sharma et al., 2021). Для решения проблем с подключением и улучшения принятия решений с помощью ИИ в режиме реального времени разрабатываются модели периферийных вычислений на базе ИИ, которые обрабатывают данные сортировки на местных мобильных устройствах с поддержкой ИИ (Gupta et al., 2022).

В перспективе будущее ИИ в сортировке пострадавших при бедствиях и массовых несчастных случаях будет связано с большей автоматизацией ИИ, сотрудничеством человека и ИИ, а также прогнозирующей аналитикой бедствий на базе ИИ. Усовершенствованные мультимодальные платформы сортировки, интегрирующие носимые биосенсоры, визуализацию с помощью дронов, оценку тяжести травм на базе ИИ и аналитику пропускной способности больниц в режиме реального времени, обеспечат комплексную координацию экстренного реагирования в режиме реального времени (Torol, 2019). Федеративные модели обучения на базе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ в глобальных агентствах по реагированию на чрезвычайные ситуации, еще больше повысят точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности данных (Zhang et al., 2021). Роботы-спасатели на базе ИИ, оснащенные компьютерным зрением и автономной навигацией, улучшат поисково-спасательные операции (search-and-), обеспечив более быструю идентификацию жертв и оказание первой помощи в опасных условиях (Sharma et al., 2021).

По мере развития технологий искусственного интеллекта их интеграция в системы сортировки пострадавших при стихийных бедствиях и массовых происшествиях приведет к беспрецедентному повышению эффективности реагирования на чрезвычайные ситуации, точности сортировки в режиме реального времени и готовности к крупномасштабным бедствиям, обеспечив более быструю, скоординированную и основанную на данных неотложную помощь во всем мире (Gupta et al., 2022).

ИИ в неотложной медицине и системах сортировки пациентов

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует систему неотложной медицинской помощи и сортировки пациентов, улучшая раннее выявление рисков, принятие клинических решений и распределение ресурсов в условиях высокого давления. Традиционная неотложная медицинская помощь зависит от ручной сортировки, суждений врачей и стандартизированных протоколов, которые, хотя и эффективны, но иногда могут приводить к задержкам, неправильной классификации пациентов и неэффективному использованию ресурсов больниц (Sharma et al., 2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ, обработка естественного языка (NLP), компьютерное зрение и системы мониторинга в реальном времени в настоящее время улучшают приоритезацию пациентов, раннее выявление заболеваний и эффективность лечения в отделениях неотложной помощи (ED) и добольничных условиях (Gupta et al., 2022).

Системы сортировки пациентов с помощью ИИ и прогнозирование рисков

Одним из наиболее значимых применений ИИ в неотложной медицине является автоматизация и оптимизация сортировки пациентов. Традиционные системы сортировки, такие как индекс тяжести состояния (ESI) и система сортировки Манчестера (MTS), основаны на субъективных оценках персонала неотложной помощи (Topol, 2019). Модели машинного обучения (ML) на базе ИИ, обученные на больших наборах данных о симптомах пациентов, клинической истории и результатах лечения, теперь могут в режиме реального времени оценивать состояние пациентов и проводить раннюю стратификацию рисков,

обеспечивая надлежащее приоритезирование пациентов с угрожающими жизни состояниями (Zhang et al., 2021).

Модели сортировки, основанные на ИИ, интегрированные в электронные медицинские карты (EHR) и системы поддержки клинических решений (CDSS), анализируют жизненно важные показатели, результаты лабораторных исследований и симптомы для прогнозирования вероятности ухудшения состояния пациентов в экстренных ситуациях (Sharma et al., 2021). Эти модели помогают в раннем выявлении сепсиса, инсульта и прогнозировании инфаркта миокарда, сокращая задержки в диагностике и снижая уровень смертности (Gupta et al., 2022). Автоматизированные помощники по сортировке пациентов на основе ИИ, доступные в виде чат-ботов или виртуальных помощников в центрах экстренных вызовов, еще больше улучшают процесс принятия решений до госпитализации, помогая пациентам пройти структурированную оценку симптомов и рекомендуя соответствующий уровень медицинской помощи (Torol, 2019).

ИИ в добольничной неотложной помощи и диспетчеризации скорой помощи

ИИ также преобразует добольничную неотложную помощь, оптимизируя системы диспетчеризации скорой помощи. Традиционная система реагирования на чрезвычайные ситуации основана на оценке вызовов в центре обработки вызовов и ручной приоритезации вызова скорой помощи, что иногда может приводить к задержкам в реагировании на критические случаи (Gupta et al., 2022). Алгоритмы экстренного реагирования на основе ИИ, использующие распознавание речи, анализ экстренных вызовов на основе НЛП () и

географическое отслеживание в реальном времени, в настоящее время повышают эффективность маршрутизации скорой помощи, приоритезацию экстренного реагирования и точность добольничной сортировки (Zhang et al., 2021).

Модели распознавания речи на базе ИИ, обученные на тысячах стенограмм экстренных вызовов, могут обнаруживать лингвистические маркеры и голосовые сигналы бедствия, связанные с такими состояниями, как остановка сердца, инсульт или передозировка опиоидов, обеспечивая немедленное направление соответствующих экстренных ресурсов (Sharma et al., 2021). Системы маршрутизации скорой помощи на базе ИИ, интегрирующие данные о дорожной ситуации в режиме реального времени, наличие свободных коек в больницах и оценку тяжести состояния пациентов, еще больше улучшают выбор больницы и эффективность транспортировки, обеспечивая направление пациентов в учреждения с наилучшими возможностями для лечения (Gupta et al., 2022).

ИИ в экстренной визуализации и диагностике

Интерпретация медицинских изображений с помощью искусственного интеллекта — еще одно ключевое достижение в области неотложной медицины, позволяющее быстрее и точнее диагностировать опасные для жизни состояния. Традиционные рабочие процессы в отделениях неотложной помощи зависят от ручного анализа компьютерных томограмм, магнитно-резонансных томограмм и рентгеновских снимков, который выполняют радиологи, что может приводить к задержкам, особенно в больницах с большим потоком пациентов (Topol, 2019). Компьютерные модели на базе искусственного интеллекта,

использующие методы глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN), могут быстро анализировать изображения, обнаруживать аномалии, такие как внутричерепные кровоизлияния, переломы и легочные эмболии, и выделять случаи с высоким риском для немедленного рассмотрения радиологами (Zhang et al., 2021).

Например, усовершенствованные с помощью ИИ модели обнаружения инсульта, интегрированные с экстренными компьютерными томограммами, могут в режиме реального времени различать ишемический и геморрагический инсульт, помогая принять решение о тромболизисе или тромбэктомии (Sharma et al., 2021). Инструменты для интерпретации рентгеновских снимков грудной клетки на базе ИИ, использующие алгоритмы глубокого обучения, также улучшают раннее выявление пневмоторакса, легочных инфекций и сердечных аномалий, обеспечивая более быстрое принятие решений врачами скорой помощи (Gupta et al., 2022).

ИИ в экстренном введении лекарственных средств и поддержке принятия клинических решений

ИИ также улучшает неотложную фармакологию за счет повышения безопасности лекарственных средств, точности дозировки и поддержки принятия клинических решений в режиме реального времени. Традиционное введение лекарственных средств в экстренных ситуациях основано на фиксированных дозировках и ручных расчетах, которые не всегда учитывают индивидуальные особенности метаболизма, функции почек или сопутствующие заболевания пациентов (Topol, 2019). Модели точного дозирования на основе ИИ,

обученные на реальных данных фармакокинетики пациентов, позволяют персонализировать введение лекарственных средств, снижая риск передозировки, побочных реакций и неэффективного лечения (Zhang et al., 2021).

Системы поддержки принятия клинических решений (CDSS) на базе ИИ, интегрированные в системы экстренной медицинской помощи EHR и системы компьютеризированного ввода врачебных назначений (CPOE), предоставляют оповещения в режиме реального времени об ошибках в приеме лекарств, взаимодействии лекарств и противопоказаниях, обеспечивая более безопасное введение лекарств в экстренных случаях (Sharma et al., 2021). Автоматизированные системы неотложной фармацевтической помощи на базе ИИ, использующие роботизированные дозаторы лекарств и алгоритмы прогнозирования запасов, еще больше повышают скорость и точность доставки лекарств в отделениях неотложной помощи (Gupta et al., 2022).

ИИ в реагировании на массовые травмы и бедствия

ИИ играет решающую роль в медицине катастроф и сортировке пострадавших при массовых несчастных случаях, когда быстрая оценка состояния пациентов и распределение ресурсов имеют решающее значение для выживания. Традиционные методы реагирования на массовые травмы зависят от ручных протоколов сортировки, таких как START (Simple Triage and Rapid Treatment) и SALT (Sort, Assess, Life-Saving Interventions, Treatment/Transport), которые могут быть ограничены когнитивной перегрузкой человека и непредсказуемостью крупномасштабных чрезвычайных ситуаций (Topol, 2019). Системы

сортировки пострадавших при массовых бедствиях на базе ИИ, интегрирующие компьютерное зрение, носимые биосенсоры и оценку травм с помощью дронов, обеспечивают автоматическую классификацию пациентов в режиме реального времени, гарантируя, что наиболее тяжело раненые получают немедленную помощь (Zhang et al., 2021).

Платформы реагирования на чрезвычайные ситуации на базе ИИ, использующие данные о пропускной способности больниц в режиме реального времени, отслеживание местоположения служб экстренной медицинской помощи и прогнозное моделирование, улучшают координацию экстренной транспортировки и распределение ресурсов во время бедствий, сокращая пробки в травматологических центрах и обеспечивая равный доступ к неотложной помощи (Sharma et al., 2021). Усовершенствованные с помощью ИИ системы телемедицины и дистанционной сортировки пациентов позволяют в режиме реального времени предоставлять медицинские рекомендации сотрудникам служб экстренной помощи в зонах бедствий, улучшая раннее вмешательство в отношении жертв травм до их прибытия в больницу (Gupta et al., 2022).

Будущие направления и вызовы в области неотложной медицины на базе ИИ

Несмотря на свой преобразующий потенциал, системы неотложной медицины и сортировки пациентов на основе ИИ сталкиваются с рядом проблем, в том числе с предвзятостью моделей, объяснимостью, соблюдением нормативных требований и этическими соображениями (). Модели ИИ зависят от больших наборов

высококачественных данных, однако различия в инфраструктуре больниц, региональных протоколах оказания медицинской помощи и демографических характеристиках пациентов могут повлиять на эффективность ИИ (Torol, 2019). Обеспечение прозрачности, объяснимости и справедливости моделей ИИ имеет решающее значение для завоевания доверия врачей и предотвращения неравенства в области здравоохранения при применении систем экстренной медицины (Zhang et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в неотложной медицине будет связано с более тесным сотрудничеством между ИИ и человеком, интеграцией мультимодального ИИ в режиме реального времени и усовершенствованной прогнозной аналитикой. Прогнозные модели на основе ИИ, сочетающие данные электронных медицинских карт, носимые биосенсоры, отчеты о неотложных случаях на основе НЛП и медицинскую визуализацию в режиме реального времени, обеспечат более комплексный, основанный на данных подход к неотложной помощи (Sharma et al., 2021). Федеративные модели обучения на основе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ в нескольких больницах и сетях скорой медицинской помощи, еще больше повысят точность прогнозирования при сохранении конфиденциальности данных (Gupta et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в системы неотложной медицинской помощи и сортировки пациентов будет способствовать беспрецедентным достижениям в области раннего выявления рисков, персонализированного неотложного лечения и оптимизации ресурсов больниц в режиме реального времени, обеспечивая более быструю, эффективную и спасающую жизни неотложную медицинскую помощь во всем мире (Torol, 2019).

ИИ в эпидемиологии и надзоре за заболеваниями

Искусственный интеллект (ИИ) революционизирует эпидемиологию и надзор за заболеваниями, улучшая обнаружение вспышек заболеваний в режиме реального времени, прогнозирование распространения заболеваний и автоматизированный анализ крупномасштабных данных о здоровье. Традиционный эпидемиологический надзор основан на ручном сборе данных, лабораторных тестах () и ретроспективном анализе отчетов о случаях заболеваний, что может быть медленным, ресурсоемким и реактивным, а не проактивным (Scarpino & Petri, 2019). Машинное обучение (ML) на базе ИИ, обработка естественного языка (NLP), глубокое обучение и аналитика больших данных теперь позволяют быстрее выявлять новые инфекционные заболевания, улучшать прогнозирование эпидемических тенденций и принимать более эффективные решения в области общественного здравоохранения (Chakraborty & Ghosh, 2020).

Одним из наиболее значимых применений ИИ в эпидемиологии является раннее выявление заболеваний и прогнозирование вспышек. Традиционные системы эпидемиологического надзора зависят от клинических отчетов о случаях заболевания, госпитализаций и лабораторных подтверждений, что может задержать реагирование на эпидемию на несколько дней или даже недель (Santé Publique France, 2021). Модели эпидемиологического надзора в реальном времени на основе ИИ, использующие алгоритмы НЛП, автоматический веб-парсинг и анализ социальных сетей, могут обнаруживать ранние признаки вспышек инфекционных заболеваний из различных источников данных, включая новостные сообщения, посты в социальных сетях, посещения отделений неотложной

помощи и электронные медицинские карты (EHR) (Choi et al., 2021). Например, BlueDot, платформа для наблюдения за заболеваниями на базе ИИ, успешно обнаружила вспышку COVID-19 в Ухане, Китай, за несколько дней до официальных объявлений, продемонстрировав потенциал ИИ в раннем обнаружении и сдерживании пандемий (Bogoch et al., 2020).

Прогнозная аналитика на основе искусственного интеллекта для моделирования распространения заболеваний — еще одно революционное достижение в эпидемиологии. Традиционные модели эпидемий, такие как SIR (восприимчивые-инфицированные-выздоровевшие) и SEIR (восприимчивые-подверженные-инфицированные-выздоровевшие), основаны на исторических данных о случаях заболевания, тенденциях мобильности населения и коэффициентах передачи, которые не всегда могут отражать изменения в распространении заболевания в режиме реального времени (Pei et al., 2021). Динамические эпидемиологические модели на базе искусственного интеллекта, включающие в себя методы усиленного обучения, байесовский вывод и отслеживание мобильности в реальном времени, позволяют адаптивно и на основе данных прогнозировать траектории эпидемий, обеспечивая проактивные меры в области общественного здравоохранения (Tian et al., 2022). Геопространственный анализ на базе ИИ, использующий спутниковые изображения, данные Google о мобильности и схемы авиаперелетов, еще более улучшает прогнозирование эпидемий путем картографирования зон высокого риска передачи инфекции, что позволяет разработать целевые стратегии сдерживания, такие как карантин, карантинные меры и внедрение вакцин (Scarpino & Petri, 2019).

Системы синдромного надзора на базе ИИ улучшают мониторинг симптомов заболеваний и тенденций в области общественного здравоохранения в режиме реального времени. Традиционный синдромный надзор основан на вручную кодируемых клинических диагнозах и симптомах, сообщаемых врачами, что может привести к задержкам в распознавании вспышек заболеваний (Santé Publique France, 2021). Модели НЛП на базе ИИ, анализирующие миллионы обезличенных клинических записей, жалоб пациентов и основных жалоб, поступающих в отделения неотложной помощи, могут в режиме реального времени выявлять аномальные группы симптомов, что позволяет заблаговременно предупреждать о потенциальных вспышках заболеваний (Choi et al., 2021). Данные носимых биосенсоров, дополненные ИИ и интегрированные с моделями обнаружения аномалий на базе ИИ, еще больше улучшают раннюю диагностику лихорадочных заболеваний, респираторных инфекций и сердечно-сосудистых событий, способствуя принятию проактивных мер в области общественного здравоохранения (Bogoch et al., 2020).

ИИ также преобразует геномную эпидемиологию и надзор за патогенами, ускоряя выявление вирусных мутаций, моделей антимикробной резистентности и возникающих зоонозных угроз. Традиционные методы геномного надзора, такие как секвенирование всего генома (WGS) и полимеразная цепная реакция (ПЦР), требуют ручной интерпретации данных и знаний в области биоинформатики, что может быть трудоемким и трудоемким процессом (Chakraborty & Ghosh, 2020). Биоинформатические инструменты на базе ИИ, использующие анализ геномных последовательностей на основе глубокого обучения, филогенетическое кластерирование и классификацию патогенов с помощью ИИ, позволяют быстрее выявлять эволюцию вирусов и отслеживать мутации с помощью методов « », что

повышает готовность системы здравоохранения к возникновению новых инфекционных заболеваний (Tian et al., 2022). Модели прогнозирования антимикробной резистентности на основе ИИ, интегрирующие геномные, клинические и эпидемиологические данные, еще более усиливают усилия по рациональному использованию антибиотиков и целенаправленные меры по контролю инфекций (Pei et al., 2021).

Системы цифрового отслеживания контактов с использованием искусственного интеллекта также сыграли революционную роль в борьбе с инфекционными заболеваниями во время пандемий. Традиционное отслеживание контактов зависит от ручных опросов и воспоминаний пациентов, что может быть неэффективным и неполным (Scarpino & Petri, 2019). Приложения для отслеживания контактов на базе ИИ, интегрирующие отслеживание близости с помощью Bluetooth, анализ местоположения по GPS и модели оценки рисков на базе ИИ, позволяют автоматизировать уведомления о возможной зараженности и рекомендации по карантину, снижая темпы передачи инфекции в сообществах (Choi et al., 2021). Системы анонимного отслеживания контактов на базе ИИ, включающие в себя федеративное обучение и технологии ИИ, обеспечивающие конфиденциальность, еще больше повышают безопасность данных, сохраняя при этом эффективность мер общественного здравоохранения (Bogoch et al., 2020).

Несмотря на огромный потенциал, эпидемиология и эпидемиологический надзор на базе ИИ сталкиваются с рядом проблем, в том числе с вопросами конфиденциальности данных, предвзятостью алгоритмов и этическими соображениями. Эпидемиологические модели на базе ИИ зависят от больших наборов высококачественных данных, однако различия в стандартах сбора данных, занижение числа зарегистрированных случаев и предвзятость в

обучающих данных могут повлиять на точность и обобщаемость моделей (Santé Publique France, 2021). Обеспечение прозрачности ИИ, объяснимости моделей и равного доступа к инструментам надзора за заболеваниями на основе ИИ имеет решающее значение для предотвращения неравенства в усилиях по реагированию в области общественного здравоохранения (Pei et al., 2021).

Соблюдение нормативных требований является еще одним ключевым вопросом в эпидемиологии с использованием ИИ. Инструменты эпидемиологического надзора на базе ИИ должны соответствовать международным нормам в области общественного здравоохранения, включая рамки мониторинга пандемий ВОЗ, Общий регламент по защите данных (GDPR) для конфиденциальности данных о здоровье и региональные политики в области управления цифровым здравоохранением (Tian et al., 2022). Системы синдромного надзора на базе ИИ и платформы цифрового отслеживания контактов также должны обеспечивать баланс между пользой для общественного здравоохранения и защитой конфиденциальности отдельных лиц, гарантируя этическое использование ИИ в глобальных инициативах по борьбе с заболеваниями (Choi et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ в эпидемиологии и эпидемиологическом надзоре будет связано с большей автоматизацией, интеграцией мультимодальных ИИ и созданием объединенных платформ для сбора информации о заболеваниях на основе ИИ. Системы отслеживания заболеваний из нескольких источников на базе ИИ, интегрирующие носимые биосенсоры, геномный надзор с использованием ИИ, сканирование новостей в реальном времени на основе НЛП и геопространственное моделирование с использованием ИИ, будут обеспечивать комплексную информацию о заболеваниях в режиме реального времени

(Scarpino & Petri, 2019).. Федеративные модели обучения на базе ИИ, обеспечивающие безопасное обучение ИИ в нескольких учреждениях здравоохранения без централизации конфиденциальных данных пациентов, еще больше повысят точность прогнозирования эпидемий при сохранении конфиденциальности данных (Pei et al., 2021). Усовершенствованные ИИ цифровые симуляции-двойники, создающие виртуальные модели распространения эпидемий в режиме реального времени на основе прогнозируемой ИИ динамики заболеваний, позволят разработать персонализированные стратегии сдерживания вспышек и оптимизировать распределение вакцин (Tian et al., 2022).

По мере развития технологий ИИ их интеграция в эпидемиологию и надзор за заболеваниями будет способствовать беспрецедентным улучшениям в области обнаружения вспышек заболеваний в режиме реального времени, прогнозирования эпидемий и глобальной готовности системы здравоохранения, обеспечивая более быстрый, эффективный и основанный на данных контроль заболеваний во всем мире (Chakraborty & Ghosh, 2020).

V. Этические и правовые аспекты ИИ в медицине

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в медицину преобразовала здравоохранение, повысив точность диагностики, персонализацию лечения, качество принятия клинических решений и операционную эффективность. Однако быстрое внедрение ИИ в здравоохранение также вызывает серьезные этические и правовые вопросы, касающиеся конфиденциальности пациентов, безопасности данных, предвзятости, прозрачности,

подотчетности и соблюдения нормативных требований (Topol, 2019). Обеспечение соответствия технологий ИИ этическим принципам и правовым нормам имеет решающее значение для поддержания доверия, безопасности и справедливости в медицинских приложениях ИИ (Morley et al., 2020).

Одной из важнейших этических проблем ИИ в медицине является конфиденциальность пациентов и безопасность данных. Модели ИИ опираются на крупномасштабные наборы данных, которые включают электронные медицинские карты (EHR), медицинские изображения, геномные данные и данные физиологического мониторинга в реальном времени (Mittelstadt, 2019). Хотя прогнозные модели на основе ИИ улучшают процесс принятия клинических решений, они также создают риск утечки данных, несанкционированного доступа и неправомерного использования конфиденциальной информации о пациентах (Davenport & Kalakota, 2019). Обеспечение надежного шифрования данных, безопасных механизмов обмена данными и соблюдения законов о конфиденциальности, таких как Общий регламент по защите данных (GDPR) в Европе и Закон о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования (HIPAA) в США, имеет решающее значение для защиты конфиденциальности пациентов (Leslie et al., 2021).

Еще одной серьезной проблемой является алгоритмическая предвзятость и справедливость в здравоохранении, основанном на ИИ. Модели ИИ обучаются на исторических данных о здравоохранении, которые могут содержать врожденные предвзятости, основанные на расовой, гендерной, социально-экономической принадлежности или географических различиях (Obermeyer et al., 2019). Если алгоритмы ИИ не разработаны тщательно, они

могут закрепить и усилить существующее неравенство, что приведет к дискриминационным результатам в здравоохранении (Mehrabi et al., 2021). Например, исследования показали, что некоторые диагностические инструменты на основе ИИ работают менее точно в группах меньшинств из-за недопредставленности в обучающих наборах данных (Buolamwini & Gebru, 2018). Чтобы смягчить предвзятость, разработчики ИИ должны обеспечить разнообразные, репрезентативные наборы данных, постоянный аудит предвзятости и прозрачную валидацию моделей (Morley et al., 2020).

Прозрачность и объяснимость моделей ИИ также являются важными этическими соображениями. Многие медицинские приложения на базе ИИ, особенно те, которые используют алгоритмы глубокого обучения, функционируют как «черные ящики», что затрудняет врачам понимание того, как принимаются решения (Ghassemi et al., 2021). Такая непрозрачность может подрывать доверие к клинической практике и ответственность, особенно при принятии важных медицинских решений (Topol, 2019). Разработка объяснимых моделей ИИ (XAI), которые предоставляют интерпретируемые и понятные сведения о рекомендациях, основанных на ИИ, имеет важное значение для завоевания доверия врачей и пациентов (Leslie et al., 2021).

Помимо этических проблем, значительными препятствиями для внедрения ИИ в медицине являются правовые и нормативные проблемы. В настоящее время медицинские технологии на основе ИИ должны соответствовать различным международным нормативным рамкам, таким как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA), Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA) и национальные регулирующие органы (Gerke et al., 2020). Системы ИИ,

классифицированные как медицинские устройства, требуют тщательной клинической валидации, процессов утверждения и послепродажного надзора для обеспечения безопасности и эффективности (Mittelstadt, 2019). Однако существующие нормативные акты были разработаны в основном для традиционных медицинских устройств, что затрудняет применение статичных нормативных рамок к постоянно развивающимся моделям ИИ (Davenport & Kalakota, 2019).

Одним из ключевых правовых вопросов является ответственность за медицинские решения, принимаемые с помощью ИИ. Когда системы ИИ помогают в принятии клинических решений, определение ответственности за ошибки или неправильные диагнозы — разработчика ИИ, медицинского учреждения или врача, использующего систему — остается сложной правовой проблемой (Gerke et al., 2020). Суды и правовые рамки должны решить, следует ли классифицировать системы ИИ как медицинские инструменты (помогающие врачам) или как автономные системы принятия решений (которые могут нести юридическую ответственность) (Leslie et al., 2021). Установление четких руководящих принципов в отношении ответственности ИИ, надзора со стороны врачей и моделей распределения рисков имеет решающее значение для обеспечения безопасного и этичного внедрения ИИ в здравоохранении (Morley et al., 2020).

Еще одной правовой проблемой являются права интеллектуальной собственности (ИС) и медицинские инновации, созданные с помощью ИИ. ИИ все чаще используется для открытия новых лекарств, медицинских исследований и автоматизированной медицинской диагностики, что поднимает вопросы о патентных правах и праве собственности (Mahlow & Hedtkamp, 2021). Действующее законодательство в области ИС не в полной мере

готово к решению вопросов, связанных с открытиями, сделанными с помощью ИИ, что приводит к спорам о том, можно ли признать ИИ изобретателем или его вклад следует приписывать разработчикам-людям (Gerke et al., 2020). Правовые рамки должны быть адаптированы для обеспечения баланса между стимулами для инноваций и этическими соображениями в отношении медицинских знаний и результатов исследований, полученных с помощью ИИ (Davenport & Kalakota, 2019).

Еще одним важным вопросом является этическое использование ИИ в принятии медицинских решений и обеспечении автономии пациентов. Прогнозная аналитика на основе ИИ, персонализированная медицина и модели стратификации рисков представляют собой мощные инструменты для принятия медицинских решений, но они должны использоваться с учетом автономии пациентов и их информированного согласия (Mittelstadt, 2019). Рекомендации ИИ не должны преобладать над клиническим суждением человека или принуждать пациентов к определенным методам лечения без исчерпывающих объяснений и участия пациентов (Leslie et al., 2021). Обеспечение того, чтобы ИИ был - помощником, а не заменителем человеческого принятия решений, имеет важное значение для поддержания этической медицинской практики и ухода, ориентированного на пациента (Topol, 2019).

В перспективе будущее этического ИИ в медицине потребует многостороннего подхода с участием медицинских работников, разработчиков ИИ, политиков и специалистов по этике. Внедрение этических руководящих принципов ИИ, стандартов прозрачности ИИ и рамок управления ИИ, ориентированных на пациента, будет иметь решающее значение для обеспечения того, чтобы ИИ оставался инструментом для улучшения здравоохранения без

ущерба для этических ценностей (Morley et al., 2020). Создание регуляторных «песочниц» для ИИ, где медицинские приложения ИИ могут тестироваться в реальных условиях здравоохранения под надзором регулирующих органов, будет способствовать разработке адаптивных, основанных на рисках правил регулирования ИИ (Gerke et al., 2020).

По мере развития ИИ в медицине баланс между технологическими инновациями, этической ответственностью и правовой подотчетностью будет иметь решающее значение для укрепления доверия, обеспечения справедливости и максимального использования преимуществ решений в сфере здравоохранения на основе ИИ (Davenport & Kalakota, 2019).

Конфиденциальность и безопасность данных пациентов (нормативные акты HIPAA и GDPR)

Все более широкое внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение вызывает серьезную озабоченность в отношении конфиденциальности и безопасности данных пациентов, особенно в контексте электронных медицинских карт (ЭМК), диагностики на основе ИИ, носимых технологий для мониторинга здоровья и хранения медицинских данных в облачных хранилищах. Хотя ИИ улучшает качество медицинского обслуживания, обеспечивая аналитику в режиме реального времени, прогнозирующее моделирование () и персонализированную медицину, он также создает потенциальные риски утечки данных, несанкционированного доступа и этических дилемм, связанных с согласием пациентов (McGraw, 2021). Для решения этих проблем нормативные рамки,

такие как Закон о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования (HIPAA) в США и Общий регламент по защите данных (GDPR) в Европейском союзе (ЕС), устанавливают правовые и этические руководящие принципы для защиты конфиденциальных данных пациентов, обеспечивая соответствие инноваций в сфере здравоохранения на основе ИИ стандартам конфиденциальности данных и этическим обязательствам (Alotaibi & Federico, 2020).

HIPAA, принятый в 1996 году в США, был разработан для защиты информации о здоровье пациентов (PHI) и обеспечения конфиденциальности, целостности и доступности медицинских данных (Управление по гражданским правам, 2022). Закон обязывает поставщиков медицинских услуг, страховщиков и деловых партнеров принимать меры безопасности для защиты личной медицинской информации, особенно при ее хранении, передаче или обработке в электронном виде (Hoffman et al., 2019). Системы ИИ, которые взаимодействуют с медицинскими записями, данными визуализации и историей болезни пациентов, должны соблюдать правила конфиденциальности и безопасности HIPAA, обеспечивая обезличивание данных пациентов при использовании в исследовательских целях и их шифрование при хранении или передаче (McGraw, 2021). Системы поддержки клинических решений на основе ИИ (CDSS), платформы телемедицины и мобильные приложения для здравоохранения (mHealth) также должны внедрять средства контроля доступа, журналы аудита и безопасные протоколы аутентификации для предотвращения несанкционированного доступа и неправомерного использования конфиденциальных медицинских данных (Alotaibi & Federico, 2020).

В то время как HIPAA обеспечивает структурированный подход к защите данных в сфере здравоохранения в США, GDPR, вступивший в силу в 2018 году в ЕС, устанавливает более комплексную систему защиты данных с более широкой сферой применения, которая распространяется не только на организации здравоохранения, но и на любые организации, обрабатывающие персональные данные резидентов ЕС, включая технологии здравоохранения на базе ИИ (Европейская комиссия по защите данных, 2021). Одним из основополагающих принципов GDPR является «минимизация данных», требующая, чтобы системы здравоохранения на базе ИИ собирали и обрабатывали только минимальный объем персональных данных, необходимый для конкретных медицинских целей (Voigt & von dem Bussche, 2017). Кроме того, GDPR требует получения явного информированного согласия перед обработкой данных о здоровье, обеспечивая пациентам полную прозрачность и контроль над использованием их данных (Information Commissioner's Office, 2021).

Ключевое различие между HIPAA и GDPR заключается в их подходе к вопросам владения данными и правам пациентов. Согласно GDPR, пациенты имеют «право на забвение», которое позволяет им требовать удаления своих медицинских данных, тогда как HIPAA не содержит прямого эквивалента, но предоставляет пациентам право доступа и исправления своих медицинских записей (Toth-Fejel, 2020). GDPR также подчеркивает важность переносимости данных, что означает, что пациенты должны иметь возможность безопасно передавать свои медицинские записи между поставщиками медицинских услуг и приложениями для здравоохранения на базе ИИ, что способствует большей автономии пациентов и взаимодействию между системами (Европейская комиссия, 2021).

Аналитика больших данных на основе искусственного интеллекта и прогнозирующее моделирование в сфере здравоохранения еще больше усложняют соблюдение требований HIPAA и GDPR, поскольку эти модели часто требуют крупномасштабных наборов данных о здоровье для обучения и оптимизации (Hoffman et al., 2019). Хотя для защиты конфиденциальности пациентов используются такие методы деидентификации, как анонимизация и псевдонимизация, недавние исследования показали, что атаки по повторной идентификации деидентифицированных медицинских данных по-прежнему представляют значительный риск, особенно когда модели ИИ интегрируют несколько источников данных, таких как геномные данные, данные носимых датчиков и реестры общественного здравоохранения (Murdoch, 2021). Обеспечение методов ИИ, сохраняющих конфиденциальность, таких как федеративное обучение, дифференциальная конфиденциальность и гомоморфное шифрование, имеет решающее значение для снижения рисков конфиденциальности при одновременном обеспечении инноваций в области ИИ в здравоохранении (Voigt & von dem Bussche, 2017).

Еще одной серьезной проблемой являются угрозы кибербезопасности и утечки данных в системах здравоохранения с использованием ИИ. Модели ИИ, основанные на облачном хранении, блокчейн-регистрах медицинских данных и подключенных к Интернету вещам медицинских устройств, создают дополнительные уязвимости для кибератак, включая вымогательство выкупа, фишинг и враждебное манипулирование ИИ (Hoffman et al., 2019). Правила безопасности HIPAA обязывают организации здравоохранения внедрять технические меры защиты, такие как шифрование, многофакторная аутентификация и системы обнаружения вторжений, для снижения этих рисков (Office for Civil Rights, 2022). Аналогичным образом, GDPR вводит строгие штрафы за утечку данных, обязывая

организации сообщать об инцидентах безопасности в течение 72 часов и принимать корректирующие меры для предотвращения будущих нарушений (European Commission, 2021).

Использование ИИ в клинических испытаниях и биомедицинских исследованиях также вызывает опасения в отношении соблюдения HIPAA и GDPR. Биомедицинская аналитика и геномные исследования на основе ИИ требуют доступа к крупномасштабным наборам данных о пациентах, что часто сопряжено с трансграничной передачей данных между исследовательскими учреждениями, компаниями, занимающимися ИИ, и фармацевтическими фирмами (Toth-Fejel, 2020). GDPR налагает строгие ограничения на международную передачу данных, требуя, чтобы соглашения об обмене данными и договорные положения соответствовали стандартам ЕС в области защиты данных, в то время как HIPAA разрешает ограниченный обмен данными при условии одобрения институциональным комитетом по этике (IRB) и в исключительных случаях, связанных с исследованиями (Voigt & von dem Bussche, 2017).

Будущее ИИ в области конфиденциальности и безопасности данных пациентов будет зависеть от гармонизации HIPAA, GDPR и новых глобальных нормативных актов с целью создания стандартизированных, взаимосовместимых рамок для защиты медицинских данных в медицинских приложениях на базе ИИ (Murdoch, 2021). Новые правовые рамки, такие как Закон об искусственном интеллекте, предложенный Европейской комиссией, направлены на внедрение управления ИИ на основе рисков, обеспечивающего, чтобы приложения ИИ с высоким риском в сфере здравоохранения прошли строгий аудит, оценку прозрачности и этическую экспертизу перед внедрением (Европейская комиссия, 2021).

Кроме того, достижения в области ИИ, обеспечивающего конфиденциальность, такие как безопасные многосторонние вычисления, федеративное обучение и обмен медицинскими данными на основе блокчейна, будут играть решающую роль в повышении безопасности ИИ при одновременном сохранении конфиденциальности пациентов (McGraw, 2021). Эти технологии позволяют обучать модели ИИ на децентрализованных данных пациентов из нескольких учреждений без централизации конфиденциальной информации, что снижает риск утечки данных и несоблюдения нормативных требований (Alotaibi & Federico, 2020).

В конечном итоге, ответственное использование ИИ в здравоохранении должно обеспечивать баланс между инновациями и этическим управлением данными, гарантируя, что медицинские приложения на базе ИИ соответствуют правовым рамкам, поддерживают доверие пациентов и уделяют приоритетное внимание безопасности данных (Hoffman et al., 2019). По мере развития HIPAA, GDPR и новых нормативных актов в области ИИ, поставщики медицинских услуг, разработчики ИИ и политики должны сотрудничать в целях создания надежных и адаптируемых моделей управления, которые будут способствовать как технологическому прогрессу, так и этической ответственности в будущем медицины, основанном на ИИ (Toth-Fejel, 2020).

Предвзятость и справедливость в алгоритмах ИИ: этические и нормативные аспекты

Искусственный интеллект (ИИ) преобразовал современное здравоохранение, повысив точность диагностики, персонализировав лечение и улучшив процесс принятия клинических решений. Однако алгоритмы ИИ часто демонстрируют предвзятость, что приводит к непреднамеренным различиям в доступе к медицинской помощи и результатах лечения. Предвзятость в ИИ относится к систематическим ошибкам в моделях машинного обучения (МО), которые несоразмерно влияют на определенные демографические группы, включая расовые меньшинства, социально-экономически неблагополучные группы населения и людей с определенными заболеваниями (Mehrabi et al., 2021). Обеспечение справедливости в здравоохранении, основанном на ИИ (), требует устранения этих предвзятостей с помощью этических руководящих принципов, нормативного надзора и прозрачных механизмов управления ИИ (Leslie et al., 2021).

Предвзятость в алгоритмах ИИ возникает из нескольких источников, включая исторические диспропорции в данных здравоохранения, предвзятые наборы данных для обучения и недостатки алгоритмического дизайна. Многие прогнозные модели на основе ИИ и системы поддержки клинических решений (CDSS) обучаются на основе крупномасштабных электронных медицинских карт (EHR), наборов данных медицинской визуализации и генетической информации, которые часто содержат исторические неравенства в предоставлении медицинской помощи (Obermeyer et al., 2019). Если эти модели не будут тщательно разработаны и проверены, они могут усугубить и усилить неравенство в лечении

пациентов, что приведет к неправильным диагнозам, неадекватным рекомендациям по лечению и исключению уязвимых групп населения (Mehrabi et al., 2021).

Одним из наиболее часто цитируемых примеров предвзятости ИИ в здравоохранении являются расовые и этнические различия в медицинских алгоритмах. Исследования показали, что модели оценки рисков на основе ИИ, используемые для госпитализации, прогнозирования хронических заболеваний и систем сортировки пациентов, часто недооценивают тяжесть заболеваний у чернокожих и латиноамериканских пациентов по сравнению с белыми пациентами из-за предвзятых исторических данных (Obermeyer et al., 2019). Аналогичным образом, было показано, что диагностические модели в дерматологии, основанные на ИИ и обученные преимущественно на данных о более светлом оттенке кожи, менее точны в обнаружении меланомы и других кожных заболеваний у людей с более темной кожей, что вызывает опасения по поводу расового неравенства в диагностике на основе ИИ (Buolamwini & Gebru, 2018).

Гендерные предубеждения являются еще одной значительной проблемой в здравоохранении, основанном на ИИ. Исследования показали, что модели ИИ, обученные на наборах данных о сердечно-сосудистых заболеваниях (ССЗ), часто недодиагностируют сердечные приступы у женщин, поскольку исторические клинические исследования в основном были сосредоточены на пациентах мужского пола, что приводит к задержкам или неверным диагнозам у пациенток женского пола (Gianfrancesco et al., 2018). Аналогичным образом, модели распознавания речи на основе ИИ, используемые в медицинской транскрипции речи и клинической документации, оказались менее точными для женщин-

говорящих, что приводит к непропорциональным ошибкам в документации и потенциальным медицинским неверным интерпретациям (Mehrabi et al., 2021).

Для устранения предвзятости в ИИ требуется многоуровневый подход, включающий этические принципы, регуляторные меры и технические стратегии смягчения последствий. Международные организации, регулирующие органы и академические учреждения разработали этические руководящие принципы справедливости ИИ, в которых подчеркивается необходимость прозрачности, подотчетности и справедливости в процессе принятия решений на основе ИИ (Leslie et al., 2021). Одной из наиболее широко признанных этических рамок являются Этические руководящие принципы для надежного ИИ, опубликованные Группой экспертов высокого уровня по ИИ при Европейской комиссии (HLEG-AI), в которых изложены такие принципы, как контроль со стороны человека, техническая надежность, справедливость и благополучие общества (Европейская комиссия, 2021). В этих руководящих принципах подчеркивается, что модели ИИ должны постоянно проверяться с целью выявления и смягчения предвзятости, чтобы они не усугубляли системное неравенство в здравоохранении.

С юридической и нормативной точки зрения правительства и органы здравоохранения во всем мире все чаще вводят требования к моделям ИИ, чтобы обеспечить справедливость и предотвратить дискриминацию. Общий регламент по защите данных (GDPR) в Европейском союзе требует, чтобы системы ИИ, связанные с автоматизированным принятием решений и профилированием пациентов, соблюдали принципы защиты данных и недискриминации, гарантируя людям право оспаривать алгоритмические решения, которые влияют на их здравоохранение (Voigt & von dem Bussche, 2017). Аналогичным

образом, Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) внедрило руководящие принципы для медицинских устройств на базе ИИ, требующие тщательной валидации, оценки справедливости и объяснимости моделей ИИ перед их одобрением для клинического использования (Gerke et al., 2020).

Технические стратегии по снижению предвзятости в ИИ включают аудит справедливости алгоритмов, сбалансированную курацию наборов данных и рамки объяснимости моделей ИИ. Одним из эффективных методов является перевес данных для обучения, чтобы обеспечить адекватное представительство исторически недопредставленных групп в обучении моделей ИИ (Ghassemi et al., 2021). Разработчики ИИ также могут использовать методы устранения предвзятости, которые корректируют параметры модели во время обучения, чтобы уменьшить различия в прогнозах для разных демографических групп (Mehrabi et al., 2021). Кроме того, рамки объяснимого ИИ (XAI), такие как SHAP (Shapley Additive Explanations) и LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), повышают прозрачность, позволяя врачам понимать, как модели ИИ приходят к конкретным решениям, что снижает риск предвзятых или неверных интерпретаций (Leslie et al., 2021).

Роль человеческого контроля и участия врачей в принятии решений с помощью ИИ также имеет решающее значение для снижения предвзятости. ИИ следует использовать в качестве вспомогательного инструмента, а не автономного средства принятия решений, чтобы врачи сохраняли контроль над окончательными медицинскими заключениями (Gerke et al., 2020).

Гибридные модели сотрудничества человека и ИИ, в которых ИИ дает рекомендации, а человеческие эксперты проверяют критически важные решения, продемонстрировали

значительное снижение ошибок, связанных с предвзятостью, и повышение общей безопасности пациентов (Ghassemi et al., 2021).

Несмотря на значительные успехи в области этического управления ИИ и соблюдения нормативных требований, по-прежнему существуют проблемы с обеспечением справедливости в системах здравоохранения, основанных на ИИ. Одним из ключевых ограничений является отсутствие стандартизированных глобальных норм в области справедливости ИИ, поскольку в разных странах действуют разные правовые рамки и этические руководящие принципы, что приводит к неравенству в использовании ИИ (Европейская комиссия, 2021). Кроме того, аудит справедливости ИИ требует постоянного мониторинга и адаптации на основе данных (), поскольку предвзятость может динамически возникать в зависимости от изменений в медицинской практике, демографических характеристиках пациентов или меняющейся политике в области здравоохранения (Obermeyer et al., 2019).

В перспективе будущее смягчения предвзятости в ИИ будет связано с более тесным междисциплинарным сотрудничеством между исследователями в области ИИ, специалистами по этике, политиками и медицинскими работниками. Федеративные модели обучения на основе ИИ, которые позволяют безопасно обучать ИИ в нескольких медицинских учреждениях без централизации данных пациентов, представляют собой многообещающий подход к повышению справедливости ИИ при сохранении конфиденциальности данных (Gerke et al., 2020). Кроме того, разработка инструментов для оценки справедливости ИИ, таких как оценочные карты моделей ИИ и панели мониторинга

предвзятости, еще больше повысит подотчетность и прозрачность медицинских приложений на базе ИИ (Ghassemi et al., 2021).

В конечном итоге, обеспечение справедливости в сфере здравоохранения, основанном на ИИ, требует сочетания этического проектирования ИИ, соблюдения нормативных требований, постоянного аудита и управления ИИ, ориентированного на человека. Устраняя предвзятость на уровне данных, алгоритмов и политики, ИИ может быть использован в качестве мощного инструмента для улучшения справедливости в сфере здравоохранения, а не для усугубления существующих неравенств (Leslie et al., 2021). По мере развития технологий ИИ сохранение приверженности принципам справедливости, инклюзивности и этической ответственности будет иметь решающее значение для создания надежных систем ИИ, которые принесут пользу всем пациентам (Mehrabi et al., 2021).

Этические проблемы ИИ в клиническом принятии решений

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в процесс принятия клинических решений меняет современное здравоохранение, повышая точность диагностики, улучшая рекомендации по лечению и персонализируя медицину. Системы поддержки принятия клинических решений на основе ИИ (CDSS) используют алгоритмы машинного обучения (ML), глубокого обучения () и обработки естественного языка (NLP) для помощи медицинским работникам в интерпретации медицинских данных, прогнозировании течения заболеваний и оптимизации ухода за пациентами (Topol, 2019). Однако, несмотря на потенциальные преимущества, ИИ создает множество этических проблем, включая

отсутствие прозрачности, алгоритмическую предвзятость, автономию пациентов, вопросы ответственности и соблюдение нормативных требований (Morley et al., 2020). Решение этих этических проблем имеет решающее значение для обеспечения надежного и ответственного внедрения ИИ в клиническую практику (Ghassemi et al., 2021).

Одной из основных этических проблем при принятии клинических решений с помощью ИИ является непрозрачность алгоритмов и отсутствие объяснимости. Многие медицинские модели на основе ИИ, особенно те, которые используют нейронные сети глубокого обучения, работают как «черные ящики», то есть их процессы принятия решений нелегко интерпретировать врачам или пациентам (Ghassemi et al., 2021). Эта необъяснимость вызывает опасения по поводу доверия врачей, ответственности и возможности проверки рекомендаций, сгенерированных ИИ (Leslie et al., 2021). Если модель ИИ предлагает лечение или диагноз без четкого обоснования, врачи могут быть не склонны принимать ее рекомендации, что снижает эффективность ИИ в принятии медицинских решений (Morley et al., 2020). Обеспечение разработки объяснимых рамок ИИ (XAI), которые предоставляют интерпретируемые обоснования решений ИИ, имеет решающее значение для получения клинического признания и доверия пациентов (Topol, 2019).

Еще одной важной этической проблемой является предвзятость и справедливость в принятии клинических решений на основе ИИ. Модели ИИ обучаются на исторических данных о здравоохранении, которые часто содержат социально-экономические, расовые и гендерные предубеждения (Obermeyer et al., 2019). Если эти предубеждения не будут выявлены и исправлены, алгоритмы ИИ могут усилить существующие неравенства в здравоохранении, что приведет к неравноправным рекомендациям по лечению и

неправильным диагнозам (Mehrabi et al., 2021). Исследования показали, что прогнозные модели на базе ИИ для оценки риска заболеваний иногда недооценивают тяжесть состояний у маргинализированных групп населения, поскольку они основаны на обучающих данных, в которых непропорционально представлены определенные демографические группы (Obermeyer et al., 2019). Для смягчения предвзятости разработчики ИИ должны использовать разнообразные и репрезентативные наборы данных, проводить аудит на выявление предвзятости и обеспечивать постоянную оценку справедливости (Leslie et al., 2021).

Вопрос об автономии пациентов и информированном согласии при принятии клинических решений на основе ИИ также является ключевой этической проблемой. Традиционно принятие медицинских решений основано на принципах совместного принятия решений (SDM), при которых пациенты активно участвуют в выборе вариантов лечения на основе рекомендаций врача (Mittelstadt, 2019). Однако рекомендации, сгенерированные ИИ, могут создать дисбаланс власти, при котором пациенты могут чувствовать себя вынужденными следовать диагнозам, поставленным ИИ, не полностью понимая их последствия (Gerke et al., 2020). Если модели ИИ воспринимаются как непогрешимые, пациенты и даже врачи могут быть более склонны принимать их рекомендации без вопросов, что потенциально снижает контроль со стороны человека и критическое мышление (Ghassemi et al., 2021). Этические системы ИИ должны гарантировать, что пациенты сохраняют полную автономию, предоставляя четкие объяснения решений, принятых ИИ, и позволяя им делать осознанный выбор в отношении своего лечения (Morley et al., 2020).

Использование ИИ в принятии клинических решений также поднимает вопросы ответственности и подотчетности. Когда система ИИ дает неверный диагноз или рекомендацию по лечению, что приводит к нанесению вреда пациенту, определение юридической ответственности — врача, больницы, разработчика ИИ или медицинского учреждения — остается сложным правовым вопросом (Gerke et al., 2020). В традиционной медицине врачи несут юридическую ответственность за свои медицинские решения, но при использовании ИИ необходимо четко определить совместную ответственность врачей-клиницистов и моделей ИИ (Davenport & Kalakota, 2019). Некоторые правовые рамки предлагают рассматривать ИИ как клинический инструмент, а не как автономный орган, принимающий решения, что гарантирует, что врачи остаются окончательными лицами, принимающими решения в отношении лечения пациентов (Leslie et al., 2021). Установление четких правил ответственности ИИ, нормативных руководящих принципов и механизмов распределения рисков имеет важное значение для разрешения случаев врачебной халатности и правовых споров, связанных с решениями в сфере здравоохранения, принимаемыми на основе ИИ (Mittelstadt, 2019).

Еще одной проблемой является соблюдение нормативных требований и валидация инструментов принятия клинических решений на основе ИИ. Традиционные медицинские устройства проходят строгие клинические испытания и процессы регуляторного одобрения для обеспечения безопасности, эффективности и защиты пациентов (Gerke et al., 2020). Однако модели ИИ отличаются от традиционных медицинских технологий тем, что они постоянно обучаются и обновляют свои прогнозы на основе новых данных о пациентах, в результате чего статические регуляторные одобрения становятся недостаточными (Davenport & Kalakota, 2019). Регулирующие органы, такие как Управление по

санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (ЕМА), адаптируют свои руководящие принципы с учетом медицинского программного обеспечения на основе ИИ, но остаются проблемы с обеспечением долгосрочной надежности и стабильности работы ИИ (Leslie et al., 2021). Модели ИИ должны подвергаться постоянному надзору после выхода на рынок, проверкам в реальных условиях и независимым аудитам для обеспечения этического соответствия и клинической безопасности (Topol, 2019).

Прогнозная аналитика на основе ИИ для прогнозирования развития заболеваний также ставит этические дилеммы в отношении психологии пациентов и клинической неопределенности. Модели ИИ все чаще используются для прогнозирования исходов заболеваний, прогнозирования продолжительности жизни и оценки эффективности лечения, что может значительно повлиять на принятие решений пациентами и их эмоциональное благополучие (Ghassemi et al., 2021). Хотя прогнозирующие модели ИИ могут помочь врачам предвидеть осложнения, реакцию на лечение и риски повторной госпитализации, они также вызывают психологический стресс у пациентов, особенно когда прогнозы, сгенерированные ИИ, предполагают плохой прогноз или ограниченные возможности лечения (Morley et al., 2020). Обеспечение того, чтобы прогнозирующие модели ИИ, основанные на данных (), предоставляли точную, учитывающую контекст информацию с учетом психического здоровья и эмоциональной устойчивости пациентов, имеет решающее значение для этического внедрения ИИ (Leslie et al., 2021).

Несмотря на эти этические проблемы, будущее ИИ в принятии клинических решений открывает возможности для разработки более ответственных, ориентированных на

человека моделей ИИ. Исследователи изучают методы ИИ, обеспечивающие конфиденциальность, такие как федеративное обучение, дифференциальная конфиденциальность и безопасные многосторонние вычисления, с целью повышения безопасности данных и этического управления ИИ (Davenport & Kalakota, 2019). Кроме того, разрабатываются инструменты для оценки справедливости ИИ, включая панели мониторинга предвзятости и алгоритмические аудиты справедливости, чтобы обеспечить соблюдение этических стандартов моделями ИИ и содействовать достижению справедливых результатов в здравоохранении (Gerke et al., 2020).

В конечном итоге, внедрение этического ИИ в процесс принятия клинических решений требует междисциплинарного подхода с участием медицинских работников, разработчиков ИИ, специалистов по этике и политиков. ИИ должен помогать, а не заменять человеческий опыт, обеспечивая, чтобы медицинские решения оставались ориентированными на пациента, прозрачными и свободными от дискриминационных предубеждений (Torol, 2019). Благодаря интеграции этических гарантий, соблюдения нормативных требований и принципов справедливости ИИ может быть использован в качестве ценного инструмента для улучшения клинического принятия решений при одновременном поддержании доверия, справедливости и подотчетности в здравоохранении (Morley et al., 2020).

Нормативно-правовая база и глобальная политика в области ИИ в здравоохранении

Быстрое внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение потребовало разработки нормативно-правовых рамок и глобальной политики для обеспечения безопасности пациентов, этического использования ИИ, прозрачности и справедливости. Приложения для здравоохранения на базе ИИ, включая системы поддержки клинических решений (, CDSS), анализ медицинских изображений, роботизированную хирургию и персонализированную медицину, требуют четкого нормативно-правового регулирования для предотвращения алгоритмических предубеждений, нарушений конфиденциальности данных и медицинской халатности (Gerke et al., 2020). Различные страны и международные организации активно работают над созданием руководящих принципов, правовых норм и рамок управления ИИ, которые регулируют разработку, валидацию и внедрение медицинских технологий на основе ИИ, обеспечивая при этом надежность, справедливость и полезность ИИ для ухода за пациентами (Leslie et al., 2021).

Одной из наиболее значительных проблем в регулировании ИИ в здравоохранении является динамичный характер моделей машинного обучения, которые постоянно обучаются и обновляются на основе новых данных о пациентах. Традиционные медицинские устройства и фармацевтические продукты проходят строгий процесс утверждения перед выпуском на рынок, но медицинские приложения на основе ИИ требуют адаптивных моделей регулирования, которые могут учитывать обновления алгоритмов в режиме реального времени без ущерба для безопасности и эффективности (Davenport & Kalakota, 2019). Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов

США (FDA) приняло подход к регулированию ИИ, основанный на оценке рисков, классифицировав медицинские устройства на базе ИИ в рамках структуры «Программное обеспечение как медицинское устройство» (SaMD), которая требует, чтобы системы ИИ соответствовали строгим требованиям валидации, клинических испытаний и мониторинга реальной эффективности (FDA, 2021). Однако FDA признает, что традиционные пути утверждения недостаточны для моделей на основе ИИ, которые развиваются с течением времени, что побудило к разработке «подхода полного жизненного цикла продукта (TPLC)», который обеспечивает постоянный постмаркетинговый надзор за медицинскими системами на базе ИИ, мониторинг эффективности алгоритмов и обновление нормативных требований (FDA, 2021).

Аналогичным образом, Европейский союз (ЕС) ввел комплексные руководящие принципы регулирования ИИ в рамках Регламента по медицинским изделиям (MDR) и Закона об искусственном интеллекте (AIA) (Европейская комиссия, 2021). Закон ЕС об ИИ, предложенный в 2021 году, вводит классификацию ИИ на основе рисков, , которая делит системы ИИ на категории запрещенных, высокорисковых, ограниченно рискованных и минимально рискованных (Европейская комиссия, 2021). Диагностические инструменты на основе ИИ, модели прогнозной аналитики и системы роботизированной хирургии классифицируются как приложения с высоким риском, требующие строгой валидации, отчетов о прозрачности и контроля со стороны человека перед внедрением в учреждениях здравоохранения (Leslie et al., 2021). MDR ЕС также требует, чтобы медицинские устройства на базе ИИ соответствовали строгим стандартам безопасности, клинической оценки и защиты данных, гарантируя, что технологии на базе ИИ соответствуют этическим

и техническим критериям перед выходом на европейский рынок здравоохранения (Voigt & von dem Bussche, 2017).

Помимо правил FDA и ЕС, другие страны разрабатывают национальные рамки регулирования ИИ для применения ИИ в медицине. Национальный план развития ИИ Китая делает акцент на интеграции ИИ в здравоохранение при сохранении строгого государственного контроля над безопасностью данных пациентов и прозрачностью ИИ (Yang et al., 2020). Управление по контролю за продуктами и лекарствами Китая (CFDA) требует, чтобы медицинские устройства на основе ИИ проходили обширные клинические испытания и процедуры утверждения, аналогичные традиционным медицинским устройствам, что гарантирует соответствие систем ИИ национальным стандартам безопасности и этическим нормам (Chen et al., 2021). Между тем Министерство здравоохранения, труда и социального обеспечения Японии (MHLW) разработало руководящие принципы в области ИИ в соответствии с Законом об обеспечении качества, эффективности и безопасности продуктов, включая фармацевтические препараты и медицинские устройства, гарантирующие, что решения в области здравоохранения на базе ИИ соответствуют требованиям клинической эффективности и безопасности пациентов перед выпуском на рынок (Suzuki et al., 2021).

Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ) также сыграла важную роль в формировании глобальной политики в области ИИ, выпустив руководящие принципы по этике и управлению ИИ в здравоохранении (ВОЗ, 2021). ВОЗ подчеркивает, что ИИ должен развиваться в соответствии с принципами прав человека, обеспечивая, чтобы инновации в здравоохранении на основе ИИ содействовали справедливости, инклюзивности и

всеобщему доступу к медицинским услугам (ВОЗ, 2021). В рамках системы управления ИИ ВОЗ определены шесть ключевых принципов: (1) защита автономии человека, обеспечение того, чтобы ИИ не заменял клиническое суждение человека; (2) содействие безопасности и эффективности, требование прохождения клинической валидации моделей ИИ; (3) обеспечение прозрачности и объяснимости, чтобы решения, основанные на ИИ, были понятны врачам и пациентам; (4) содействие подотчетности и надзору, обеспечение того, чтобы разработчики ИИ и поставщики медицинских услуг несли совместную ответственность за решения, основанные на ИИ; (5) обеспечение равенства, предотвращение дискриминации маргинализированных групп населения на основе ИИ; и (6) содействие конфиденциальности и безопасности данных, обеспечение соблюдения международных норм в области защиты данных (ВОЗ, 2021).

Важным аспектом регулирования ИИ в здравоохранении является конфиденциальность и безопасность данных, особенно в отношении трансграничного обмена медицинскими данными и наборов данных для обучения ИИ (Toth-Fejel, 2020). Общий регламент по защите данных (GDPR) в ЕС устанавливает строгие правила сбора, обработки и обмена данными пациентов, обеспечивая соответствие медицинских приложений на основе ИИ принципам минимизации данных, информированного согласия и безопасного хранения данных (Европейская комиссия, 2021). GDPR требует, чтобы модели ИИ, используемые в здравоохранении, включали принципы конфиденциальности по дизайну, обеспечивая обезличивание, шифрование и использование данных пациентов только для предусмотренных медицинских целей (Voigt & von dem Bussche, 2017). В отличие от этого, положения HIPAA (Закона о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования) в США сосредоточены на защите персональной медицинской информации

(PHI) и обеспечении того, чтобы клинические инструменты на базе ИИ при обработке медицинских записей соблюдали строгие стандарты безопасности, гарантирующие конфиденциальность пациентов (McGraw, 2021).

По мере развития систем здравоохранения на базе ИИ гармонизация глобальной политики в области ИИ остается серьезной проблемой (Gerke et al., 2020). Различные страны принимают разные нормативные рамки в области ИИ, что приводит к несогласованности в управлении ИИ, требованиях к соблюдению норм и трансграничному внедрению ИИ (Leslie et al., 2021). Усилия по созданию международных стандартов регулирования ИИ, такие как сотрудничество между Международным форумом регуляторов медицинских устройств (IMDRF), ВОЗ и ОЭСР (Организация экономического сотрудничества и развития), направлены на установление гармонизированных процессов утверждения ИИ, общих стандартов валидации и международных руководящих принципов этики ИИ (ВОЗ, 2021).

Будущее регулирования ИИ в здравоохранении, вероятно, будет связано с разработкой систем аудита ИИ в режиме реального времени, в которых медицинские приложения на базе ИИ будут постоянно контролироваться на предмет предвзятости, рисков для безопасности и колебаний производительности в клинической практике (Davenport & Kalakota, 2019). Новые модели управления ИИ предлагают основанные на федеративном обучении рамки валидации ИИ, в которых модели ИИ могут обучаться в нескольких медицинских учреждениях без централизации данных пациентов, что обеспечивает как инновации в области ИИ, так и конфиденциальность данных (Yang et al., 2020). Кроме того, инструменты аудита справедливости ИИ и панели мониторинга предвзятости будут играть важную роль в обеспечении соблюдения нормативных требований, минимизации

неравенства в здравоохранении, обусловленного ИИ, и поддержании этического внедрения ИИ (Leslie et al., 2021).

В конечном итоге, глобальные нормативные рамки ИИ в здравоохранении должны обеспечить баланс между технологическими инновациями, этической ответственностью, безопасностью пациентов и доверием общественности. Создание международно скоординированной политики, адаптивных механизмов утверждения ИИ и прозрачных структур управления ИИ будет иметь решающее значение для обеспечения того, чтобы технологии здравоохранения на базе ИИ оставались справедливыми, безопасными и полезными для всех пациентов (Gerke et al., 2020). По мере того как ИИ продолжает менять будущее медицины, совместные усилия в области регулирования будут иметь ключевое значение для содействия ответственному развитию и внедрению ИИ в глобальных системах здравоохранения (ВОЗ, 2021).

VI. Перспективы и вызовы

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение меняет ландшафт медицинской диагностики, планирования лечения, открытия лекарственных препаратов и управления больницами. Модели машинного обучения на базе ИИ, алгоритмы глубокого обучения и системы обработки естественного языка (NLP) продемонстрировали замечательный потенциал в улучшении клинического принятия решений, улучшении результатов лечения пациентов и оптимизации рабочих процессов в здравоохранении (Torol, 2019). Однако, несмотря на эти достижения, будущее ИИ в здравоохранении

сталкивается с серьезными проблемами, связанными с соблюдением нормативных требований, этическими соображениями, конфиденциальностью данных, алгоритмической предвзятостью и клинической интеграцией (Gerke et al., 2020). Для обеспечения устойчивого и ответственного внедрения ИИ необходимо решать эти проблемы, одновременно содействуя глобальному управлению ИИ, междисциплинарному сотрудничеству и постоянным технологическим инновациям (Leslie et al., 2021).

Одним из наиболее перспективных направлений развития здравоохранения на основе ИИ является более широкое внедрение персонализированной медицины и точного здравоохранения. Традиционные методы лечения часто следуют общим рекомендациям, но ИИ позволяет составлять индивидуальные планы лечения на основе генетических данных, образа жизни и физиологических данных в режиме реального времени (Davenport & Kalakota, 2019). Модели фармакогеномики на основе ИИ могут анализировать геномные вариации и модели реакции на лекарства, позволяя врачам подбирать дозировки лекарств и схемы лечения с учетом генетического профиля пациента (Tian et al., 2022). Аналогичным образом, платформы прогнозной аналитики на основе ИИ могут прогнозировать развитие заболеваний, резистентность к лечению и возможные осложнения, что позволяет разработать более проактивные и профилактические стратегии здравоохранения (Ghassemi et al., 2021). Будущее ИИ в прецизионной медицине, вероятно, будет связано с интеграцией мультиомических данных, мониторинга носимых биосенсоров и оценки здоровья в режиме реального времени на основе ИИ (), что обеспечит более точное и персонализированное лечение пациентов (Leslie et al., 2021).

Еще одним важным шагом в развитии ИИ в здравоохранении является интеграция ИИ с Интернетом вещей (IoT) и цифровыми экосистемами здравоохранения. Интеллектуальные системы мониторинга здоровья на базе ИИ, встроенные в носимые устройства, платформы удаленного мониторинга пациентов и больничные сети IoT, преобразуют лечение хронических заболеваний, послеоперационное восстановление и уход за пожилыми людьми (Pei et al., 2021). Непрерывный мониторинг жизненно важных показателей, моделей мобильности и изменений поведения с помощью ИИ позволяет на ранней стадии выявлять ухудшение здоровья и автоматически оповещать медицинских работников, что сокращает количество повторных госпитализаций и посещений отделений неотложной помощи (Torol, 2019). Будущие решения в области здравоохранения на базе ИИ и IoT, вероятно, будут сосредоточены на телемедицинских консультациях в режиме реального времени с использованием ИИ, автоматизации домашнего медицинского ухода с помощью ИИ и роботизированных помощников на базе ИИ, что обеспечит повышенную доступность и эффективность ухода за пациентами (Tian et al., 2022).

Несмотря на эти достижения, нормативные и этические проблемы остаются серьезным препятствием для применения ИИ в здравоохранении. Медицинские приложения на базе ИИ должны соответствовать строгим нормативным требованиям, таким как руководящие принципы FDA США по программному обеспечению в качестве медицинского устройства (SaMD), Регламент ЕС по медицинским устройствам (MDR) и Общий регламент по защите данных (GDPR) для защиты данных пациентов (Gerke et al., 2020). Однако существующие нормативные модели не полностью адаптированы к динамичным системам ИИ, которые постоянно учатся и развиваются, что создает проблемы для долгосрочной проверки безопасности и получения нормативных разрешений (Leslie et al., 2021). Обеспечение

непрерывного мониторинга производительности ИИ, адаптивных нормативных рамок и моделей проверки ИИ в режиме реального времени будет иметь решающее значение для обеспечения безопасности пациентов и поддержания доверия к ИИ (Pei et al., 2021).

Еще одной постоянной проблемой является предвзятость и справедливость ИИ в приложениях для здравоохранения. Модели ИИ, обученные на исторически несбалансированных наборах данных, могут давать дискриминационные результаты, несоразмерно затрагивающие расовые меньшинства, недостаточно обслуживаемые группы населения и гендерные особенности (Obermeyer et al., 2019). Для устранения предвзятости в моделях ИИ для здравоохранения необходимы аудиты на выявление предвзятости, мониторинг справедливости алгоритмов и разнообразные, репрезентативные наборы данных для обучения ИИ (Mehrabi et al., 2021). В будущем инструменты сравнительного анализа справедливости на основе ИИ, рамки этического управления ИИ и инициативы по обеспечению прозрачности алгоритмов будут играть решающую роль в обеспечении справедливости и недискриминационного характера ИИ при принятии медицинских решений (Ghassemi et al., 2021).

Еще одной возникающей проблемой в сфере здравоохранения на базе ИИ является конфиденциальность данных пациентов, кибербезопасность и киберугрозы, связанные с ИИ. ИИ опирается на крупномасштабные наборы данных о здоровье, включая электронные медицинские карты (EHR), геномные данные, результаты визуализации и данные с носимых устройств, что делает его мишенью для кибератак, утечек данных и злонамеренного использования ИИ (Murdoch, 2021). Обеспечение конфиденциальности моделей ИИ, таких как федеративное обучение, гомоморфное шифрование и методы

дифференциальной конфиденциальности, будет иметь решающее значение для поддержания безопасной среды ИИ в здравоохранении (Pei et al., 2021). Кроме того, платформы обмена медицинскими данными на основе ИИ с использованием технологии блокчейн могут обеспечить повышенную целостность данных, управление согласием пациентов и безопасное обучение моделей ИИ, снижая риски несанкционированного использования данных ИИ (Tian et al., 2022).

В перспективе сотрудничество между людьми и ИИ, а также доверие врачей к ИИ будут иметь решающее значение для успешного внедрения ИИ в клиническую практику. Многие специалисты в области здравоохранения по-прежнему скептически относятся к рекомендациям ИИ, особенно когда диагностические модели на основе ИИ не являются интерпретируемыми и объяснимыми (Ghassemi et al., 2021). Будущие объяснимые модели ИИ (XAI), использующие такие методы, как SHAP (Shapley Additive Explanations) и LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), позволят врачам понимать и проверять медицинские решения, основанные на ИИ, способствуя более широкому признанию и внедрению инноваций в здравоохранении на основе ИИ (Leslie et al., 2021). ИИ будет служить вспомогательным инструментом, а не заменой человеческого опыта, обеспечивая, чтобы врачи оставались основными лицами, принимающими решения в области ухода за пациентами (Topol, 2019).

Глобальная структура управления ИИ также будет играть определяющую роль в формировании будущего ИИ в здравоохранении. Несмотря на ускорение внедрения ИИ во всем мире, фрагментация регулирования и несогласованность политики в области ИИ в разных странах создают проблемы для международного утверждения медицинских

устройств на базе ИИ, глобального согласования этических норм в области ИИ и трансграничного сотрудничества в этой сфере (Gerke et al., 2020). Будущие политические рамки в области ИИ, вероятно, будут делать акцент на взаимодействии, стандартизированных этических принципах ИИ и гармонизации трансграничного регулирования ИИ, обеспечивая безопасное внедрение решений в сфере здравоохранения на основе ИИ в глобальном масштабе (Pei et al., 2021).

Несмотря на эти проблемы, будущее ИИ в медицине остается многообещающим, и продолжаются исследования, направленные на повышение интерпретируемости ИИ, улучшение справедливости ИИ, обеспечение безопасности инфраструктуры данных ИИ и оптимизацию моделей взаимодействия с пациентами на основе ИИ (Tian et al., 2022). Клинические симуляции на основе ИИ, роботизированные операции с помощью ИИ и вмешательства в области психического здоровья на основе ИИ еще больше революционизируют будущее здравоохранения, ориентированного на пациента (Torol, 2019). По мере развития технологий ИИ обеспечение этической ответственности, прозрачности регулирования и доверия пациентов будет являться основой долгосрочного успеха ИИ в глобальных системах здравоохранения (Leslie et al., 2021).

В конечном итоге будущее ИИ в здравоохранении будет зависеть от баланса между технологическими достижениями, этической ответственностью, соблюдением нормативных требований и развитием ИИ, ориентированного на человека. Решения в области здравоохранения на базе ИИ должны постоянно контролироваться, проходить этическую проверку и безопасно интегрироваться в клинические рабочие процессы, обеспечивая повышение доступности, доступности и качества медицинской помощи для

всех пациентов во всем мире (Gerke et al., 2020). Благодаря сотрудничеству между медицинскими работниками, разработчиками ИИ, политиками и специалистами по этике, ИИ может преобразовать медицину, оптимизировать уход за пациентами и создать более интеллектуальную и справедливую экосистему здравоохранения для будущих поколений (Tian et al., 2022).

Интеграция ИИ с Интернетом вещей (IoT) в здравоохранении

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) и Интернета вещей (IoT) в здравоохранение преобразует отрасль, обеспечивая мониторинг пациентов в режиме реального времени, прогнозную аналитику, автоматизированную диагностику и интеллектуальное принятие решений. Решения для здравоохранения на базе IoT, которые включают носимые устройства, интеллектуальные датчики, системы удаленного мониторинга и облачную аналитику данных, генерируют огромные объемы данных о пациентах, которые могут быть обработаны и интерпретированы с помощью алгоритмов на базе ИИ для улучшения результатов лечения, сокращения госпитализаций и повышения операционной эффективности (Ghosh et al., 2021). Сочетание ИИ и IoT (AIoT) в здравоохранении имеет огромный потенциал для революционных изменений в лечении заболеваний, персонализированной медицине, экстренной помощи и автоматизации больниц, но также создает проблемы, связанные с безопасностью данных, совместимостью и соблюдением нормативных требований (Dwivedi et al., 2021).

Одним из наиболее эффективных применений ИИ и IoT в здравоохранении является удаленный мониторинг пациентов (RPM), который позволяет врачам постоянно отслеживать показатели здоровья пациентов в режиме реального времени. Носимые устройства IoT, такие как умные часы, фитнес-трекеры, биосенсоры и имплантируемые медицинские устройства, собирают данные о частоте сердечных сокращений, артериальном давлении, насыщении крови кислородом, уровне глюкозы и физической активности, что позволяет выявлять заболевания на ранней стадии и своевременно принимать меры (Lee et al., 2020). Прогнозные модели на базе ИИ анализируют эти данные для выявления аномальных паттернов и потенциальных рисков для здоровья, что позволяет автоматически оповещать медицинских работников и давать пациентам индивидуальные рекомендации (Rahman et al., 2021). Эта технология особенно ценна для лечения хронических заболеваний, таких как диабет, гипертония и сердечно-сосудистые заболевания, где постоянный мониторинг может предотвратить осложнения и улучшить результаты лечения (Albahri et al., 2021).

IoT на базе ИИ также преобразует работу больниц и управление медицинскими учреждениями. Интеллектуальные устройства IoT, встроенные в инфраструктуру больниц, медицинское оборудование и палаты пациентов, позволяют автоматизировать отслеживание медицинских ресурсов, прогнозировать техническое обслуживание больничного оборудования и оптимизировать поток пациентов в режиме реального времени (Furht & Escalante, 2020). Датчики IoT на базе ИИ в отделениях интенсивной терапии (ОИТ) отслеживают жизненные показатели пациентов и условия окружающей среды для выявления ранних признаков ухудшения состояния и автоматического оповещения медицинского персонала (Tian et al., 2022). Кроме того, системы управления

больничными койками на базе ИИ оптимизируют прием и выписку пациентов, а также распределение ресурсов, повышая эффективность работы отделений неотложной помощи и сокращая время ожидания (Dwivedi et al., 2021).

Еще одним значительным достижением AIoT в здравоохранении является телемедицина и виртуальные медицинские услуги с помощью ИИ. С ростом популярности платформ телемедицины чат-боты на базе ИИ, виртуальные помощники и системы удаленных консультаций улучшают взаимодействие с пациентами, сортировку и диагностику в первичном звене здравоохранения (Ghosh et al., 2021). Устройства телемедицины на базе IoT, такие как интеллектуальные стетоскопы, подключенные отоскопы и диагностические камеры на базе ИИ, позволяют пациентам передавать данные о своем здоровье в режиме реального времени врачам для удаленной оценки (Rahman et al., 2021). Алгоритмы ИИ анализируют симптомы, о которых сообщает пациент (), и данные, собранные IoT, для предоставления автоматических рекомендаций, облегчения виртуальных консультаций и снижения нагрузки на медицинские учреждения (Lee et al., 2020).

ИИ и IoT также играют важную роль в интеллектуальном управлении лекарственными средствами и мониторинге приверженности лечению. Интеллектуальные дозаторы таблеток на базе IoT и системы отслеживания приверженности лечению на базе ИИ помогают пациентам соблюдать предписанные схемы лечения, отправляя напоминания, контролируя прием лекарств и предупреждая медицинский персонал в случае пропуска доз (Furht & Escalante, 2020). Алгоритмы ИИ анализируют поведение пациентов и их физиологические реакции для оптимизации индивидуальных графиков приема лекарств,

повышения эффективности лечения и снижения побочных реакций на лекарства (Dwivedi et al., 2021).

В области экстренного реагирования и управления стихийными бедствиями системы IoT на базе ИИ улучшают оказание медицинской помощи в режиме реального времени, сортировку пострадавших и оптимизацию работы скорой помощи. Дроны экстренного реагирования, подключенные к IoT, и геопространственная аналитика на базе ИИ помогают оценивать зоны, пострадавшие от стихийных бедствий, обнаруживать пострадавших и оптимизировать распределение медицинских средств (Tian et al., 2022). Модели прогнозной аналитики на базе ИИ в сочетании с данными датчиков IoT в режиме реального времени позволяют проводить проактивную оценку рисков вспышек инфекционных заболеваний, экстремальных погодных явлений и угроз биотерроризма, улучшая глобальные возможности реагирования в области общественного здравоохранения (Rahman et al., 2021).

Несмотря на свои преимущества, интеграция ИИ и IoT в здравоохранение ставит ряд задач, связанных с безопасностью данных, конфиденциальностью, совместимостью и соблюдением нормативных требований. Огромный объем данных о пациентах, собираемых устройствами IoT, уязвим для кибератак, несанкционированного доступа и утечки данных, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности и доверия пациентов (Albahri et al., 2021). Обеспечение сквозного шифрования, многофакторной аутентификации и безопасных протоколов передачи данных имеет важное значение для защиты конфиденциальной медицинской информации (Lee et al., 2020). Кроме того, основанные на ИИ федеративные модели обучения с ограниченным обучением (), которые позволяют обучать ИИ на децентрализованных данных IoT без передачи необработанной информации

о пациентах, предлагают многообещающие решения для улучшения приложений ИИ, обеспечивающих конфиденциальность в здравоохранении (Furht & Escalante, 2020).

Еще одной ключевой проблемой остается взаимодействие, поскольку различные медицинские устройства IoT часто используют проприетарные форматы данных и протоколы связи, что затрудняет интеграцию моделей ИИ в различные платформы здравоохранения и системы электронных медицинских карт (EHR) (Dwivedi et al., 2021). Внедрение стандартизированных платформ связи IoT, таких как Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR) и Health Level Seven (HL7), имеет решающее значение для обеспечения беспрепятственного обмена данными и принятия решений на основе ИИ между несколькими поставщиками медицинских услуг (Rahman et al., 2021).

Соблюдение нормативных требований также является серьезной проблемой, поскольку решения в области здравоохранения на базе ИИ и IoT должны соответствовать строгим правовым рамкам, включая HIPAA (Закон о переносимости и подотчетности медицинского страхования) в США, GDPR (Общий регламент по защите данных) в ЕС и правила в отношении медицинских устройств, установленные FDA, EMA и ВОЗ (Tian et al., 2022). Обеспечение соответствия систем AIoT этическим стандартам в отношении согласия пациентов, прозрачности алгоритмов и защиты данных имеет решающее значение для широкого внедрения технологий здравоохранения с интегрированным ИИ и доверия пациентов к ним (Ghosh et al., 2021).

В перспективе будущее ИИ и IoT в здравоохранении, вероятно, будет связано с развитием автономных экосистем здравоохранения на базе ИИ, в которых интеллектуальные устройства IoT будут постоянно контролировать здоровье пациентов, предоставлять

информацию в режиме реального времени и осуществлять автоматизированные вмешательства без постоянного контроля со стороны человека (Furht & Escalante, 2020). Носимые биосенсоры на базе ИИ, реабилитационные устройства с робототехнической поддержкой и интеллектуальные системы автоматизации больниц будут продолжать стимулировать инновации и повышать эффективность здравоохранения () (Tian et al., 2022). Кроме того, достижения в области периферийных вычислений с использованием ИИ, когда обработка ИИ происходит непосредственно на устройствах IoT, а не на централизованных облачных серверах, улучшат вывод ИИ в режиме реального времени, сократят задержки и повысят безопасность данных пациентов (Rahman et al., 2021).

В конечном итоге успешная интеграция ИИ и IoT в здравоохранение будет зависеть от технологических достижений, согласования нормативных требований, улучшения кибербезопасности и доверия врачей и пациентов к медицинским инновациям на основе ИИ (Albahri et al., 2021). Решая эти проблемы, решения IoT на базе ИИ могут революционизировать современную медицину, улучшив доступность и эффективность здравоохранения, а также уход за пациентами в цифровую эпоху.

Роль ИИ в психическом здоровье и когнитивной терапии

Искусственный интеллект (ИИ) играет все более важную роль в психиатрии и когнитивной терапии, предлагая новые способы диагностики, мониторинга и лечения психических расстройств. Технологии на базе ИИ, такие как модели машинного обучения, обработка

естественного языка (NLP), носимые биосенсоры и виртуальные помощники по психическому здоровью, могут революционизировать психиатрию, предоставляя доступные, масштабируемые и персонализированные решения для лечения (Torous et al., 2021). Будущее ИИ в психическом здоровье будет определяться достижениями в области прогнозной аналитики, психотерапии с помощью ИИ, нейрокогнитивного моделирования и усовершенствованных ИИ интерфейсов «мозг-компьютер» (БКИ). Однако эти инновации сопряжены со значительными проблемами, связанными с этическими соображениями, алгоритмической предвзятостью, конфиденциальностью данных, соблюдением нормативных требований и доверием между врачом и пациентом (Luxton, 2022).

Одним из наиболее перспективных направлений развития ИИ в области психического здоровья является разработка прогнозной аналитики на основе ИИ для раннего выявления и вмешательства. Модели на основе ИИ могут анализировать речевые паттерны, поведение в социальных сетях, физиологические данные и электронные медицинские карты (EHR) для выявления ранних признаков депрессии, тревоги, шизофрении и других психических расстройств до того, как симптомы станут серьезными (Richards et al., 2021). Благодаря интеграции ИИ с носимыми датчиками и отслеживанием поведения с помощью смартфонов, специалисты в области психического здоровья могут в режиме реального времени отслеживать незначительные когнитивные и эмоциональные изменения, что позволяет принимать проактивные, а не реактивные меры по охране психического здоровья (Shatte et al., 2021). Будущие модели персонализированной оценки рисков на основе ИИ, вероятно, будут включать мультимодальные источники данных, включая биометрические данные, генетику и результаты, сообщаемые пациентами, для предоставления более точных

и индивидуализированных прогнозов психического здоровья (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2020).

Ожидается, что чат-боты и виртуальные терапевты с помощью ИИ также будут играть все более заметную роль в когнитивной терапии. Платформы психического здоровья на базе ИИ, такие как Woebot, Wysa и Replika, уже используются для проведения когнитивно-поведенческой терапии (КПТ), упражнений по осознанности и эмоциональной поддержки с помощью диалоговых агентов на основе НЛП (Miner et al., 2022). Будущие модели психотерапии на базе ИИ будут способны к более продвинутому взаимодействию, похожему на человеческое, эмпатическим реакциям и персонализированным терапевтическим рекомендациям, что сделает психиатрическую помощь более доступной, экономичной и доступной 24/7 (Torous et al., 2021). Усовершенствованное ИИ распознавание эмоций в речи и анализ настроения еще больше усовершенствуют эти модели, позволяя виртуальным терапевтам обнаруживать эмоциональный дистресс и адаптировать свои ответы соответственно (Shatte et al., 2021). Однако обеспечение соблюдения ИИ-чат-ботами этических границ, предоставление клинически проверенных рекомендаций и недопущение замены ими человеческих терапевтов остается серьезной проблемой (Richards et al., 2021).

Использование ИИ в нейрокогнитивном моделировании и цифровых биомаркерах представляет собой еще одну важную будущую тенденцию в области психического здоровья. Анализ изображений мозга с помощью ИИ, использующий такие методы, как глубокое обучение на данных функциональной МРТ (фМРТ) и электроэнцефалографии (ЭЭГ), может помочь выявить биомаркеры, связанные с нейropsychиатрическими

расстройствами, такими как биполярное расстройство, ПТСР и болезнь Альцгеймера (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2020). Инструменты когнитивной оценки на базе ИИ, интегрированные с технологиями нейрофидбэк-терапии и стимуляции мозга, могут обеспечить более точную диагностику и целенаправленные вмешательства при когнитивных дисфункциях (Luxton, 2022). В будущем ИИ будет играть решающую роль в развитии прецизионной психиатрии, позволяя врачам адаптировать планы лечения на основе нейрофизиологических данных и когнитивных моделей на базе ИИ (Torous et al., 2021).

Еще одной новой областью является интеграция ИИ и интерфейсов «мозг-компьютер» (БК) в терапию психических расстройств. БК, которые позволяют осуществлять прямую коммуникацию между мозгом и внешними устройствами, изучаются для лечения тяжелой депрессии, тревожных расстройств и когнитивных нарушений (Mills & Patel, 2022). Нейроадаптивные интерфейсы на базе ИИ могут обеспечить стратегии регулирования эмоций в режиме реального времени, предлагая новые методы лечения резистентных к терапии психических расстройств (Shatte et al., 2021). Однако широкое внедрение БКИ на базе ИИ в клиническую практику потребует решения технических, этических и нормативных проблем, особенно в отношении конфиденциальности нейроданных, автономии пациентов и возможности непреднамеренного когнитивного манипулирования (Richards et al., 2021).

Несмотря на многообещающие перспективы, интеграция ИИ в сферу психиатрической помощи сталкивается с серьезными проблемами, связанными с предвзятостью, справедливостью и инклюзивностью. Модели ИИ, обученные на исторически предвзятых

наборах данных о психическом здоровье, могут не давать справедливых рекомендаций по лечению для различных групп населения (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2020). Исследования показали, что модели скрининга депрессии на основе ИИ работают менее точно в группах меньшинств, в основном из-за недопредставленности в обучающих наборах данных (Miner et al., 2022). Для устранения предвзятости в инструментах психического здоровья на основе ИИ необходимо внедрять алгоритмы, учитывающие справедливость, разнообразные и репрезентативные наборы данных, а также проводить постоянные аудиты эффективности ИИ, чтобы обеспечить инклюзивное психиатрическое обслуживание для всех людей (Shatte et al., 2021).

Еще одной важной проблемой в области применения ИИ в психиатрии является вопрос конфиденциальности пациентов и безопасности данных. Платформы для психиатрии на базе ИИ собирают очень конфиденциальные личные данные, включая записи речи, поведенческие паттерны, эмоциональные состояния и нейрофизиологические сигналы, что вызывает этические вопросы, связанные с информированным согласием, правом собственности на данные и потенциальным злоупотреблением (Luxton, 2022). Соблюдение законов о защите данных, таких как Общий регламент по защите данных (GDPR) в ЕС и Закон о переносимости и подотчетности в сфере медицинского страхования (HIPAA) в США, имеет важное значение для обеспечения того, чтобы технологии ИИ в области психического здоровья уделяли приоритетное внимание конфиденциальности пациентов и безопасным методам обработки данных (Torous et al., 2021). В будущем технологии сохранения конфиденциальности на основе ИИ, такие как федеративное обучение и гомоморфное шифрование, будут иметь решающее значение для обеспечения безопасности

услуг в области психического здоровья на основе ИИ при сохранении доверия пациентов (Mills & Patel, 2022).

Регуляторное одобрение и клиническая валидация технологий искусственного интеллекта в области психического здоровья также представляют собой серьезные проблемы. Многие приложения искусственного интеллекта и цифровые терапевтические средства в области психического здоровья не прошли надежной клинической валидации по сравнению с традиционными методами психиатрического лечения (Richards et al., 2021). Регулирующие органы, такие как Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США (FDA) и Европейское агентство по лекарственным средствам (EMA), работают над разработкой стандартизированных процедур утверждения методов лечения психических расстройств на основе ИИ, чтобы обеспечить соответствие этих технологий строгим требованиям безопасности, эффективности и клинической валидации (Luxton, 2022). Будущие нормативные рамки должны будут учитывать классификацию, мониторинг и оценку инструментов для психического здоровья на базе ИИ в реальных клинических условиях (Torous et al., 2021).

В перспективе успешная интеграция ИИ в психиатрию и когнитивную терапию будет зависеть от междисциплинарного сотрудничества между исследователями ИИ, клиницистами, специалистами по этике и политиками. Решения в области психического здоровья на основе ИИ должны быть разработаны с целью дополнить, а не заменить работу терапевтов, обеспечивая, чтобы ИИ оставался вспомогательным инструментом для персонализированного, ориентированного на пациента ухода (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2020). Будущее ИИ в психическом здоровье, вероятно, будет связано с

разработкой гибридных моделей терапии, в которых ИИ будет предоставлять основанные на данных аналитические выводы, прогнозную аналитику и терапевтические рекомендации, а клиницисты будут контролировать диагностику, планирование лечения и эмоциональную поддержку (Shatte et al., 2021).

В конечном итоге ИИ может переопределить будущее психиатрической помощи, предлагая раннее выявление, персонализированные вмешательства и терапевтическую поддержку в режиме реального времени для людей, страдающих психическими расстройствами. Однако для полного раскрытия своего потенциала технологии ИИ в области психического здоровья должны решить этические проблемы, устранить нормативные барьеры, вопросы конфиденциальности данных и предвзятость моделей ИИ. Обеспечивая справедливые, этичные и клинически проверенные решения в области психического здоровья на основе ИИ, ИИ может стать мощным инструментом для преодоления глобального разрыва в лечении психических заболеваний и улучшения доступа к качественной психиатрической помощи во всем мире (Torous et al., 2021).

Проблемы внедрения ИИ: сотрудничество человека и ИИ

Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение революционизирует клиническую практику, управление больницами и медицинские исследования, позволяя ускорить диагностику, персонализировать лечение, обеспечить непрерывный мониторинг пациентов () и проводить прогнозный анализ. Однако успех ИИ в здравоохранении зависит не только от технологических достижений, но и от эффективного взаимодействия между

системами ИИ и профессионалами-людьми. Хотя ИИ может обрабатывать огромные объемы медицинских данных, выявлять закономерности и оптимизировать принятие решений, здравоохранение по-прежнему полагается на человеческий опыт, этические соображения и межличностный уход за пациентами (Topol, 2019). По мере ускорения внедрения ИИ необходимо решить ряд проблем, связанных с взаимодействием человека и ИИ, доверием врачей, интеграцией рабочих процессов и соблюдением нормативных требований, чтобы ИИ улучшал, а не нарушал предоставление медицинских услуг (Gerke et al., 2020).

Одной из основных проблем внедрения ИИ является скептицизм врачей и их сопротивление принятию решений на основе ИИ. Многие медицинские работники по-прежнему с осторожностью относятся к рекомендациям ИИ, особенно когда системы ИИ функционируют как «черные ящики», в которых процессы принятия решений не прозрачны и не поддаются объяснению (Ghassemi et al., 2021). Клиницисты часто затрудняются доверять диагностическим инструментам на основе ИИ, когда не могут понять, как ИИ приходит к конкретным выводам. Эта недостаточная объяснимость и интерпретируемость особенно проблематична в медицинских ситуациях с высокими рисками, таких как онкология, реанимация и неотложная медицина, где клинические решения могут иметь жизненно важные последствия (McKinney et al., 2020). Для решения этой проблемы необходимо разработать объяснимые модели ИИ (XAI), которые используют такие методы, как SHAP (Shapley Additive Explanations), LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) и алгоритмы причинно-следственного мышления, чтобы предоставлять четкие и интерпретируемые аналитические данные на основе ИИ, которые соответствуют рассуждениям врачей (Tonekaboni et al., 2019).

Еще одной серьезной проблемой является интеграция ИИ в клинические рабочие процессы без нарушения существующих медицинских практик. Инструменты поддержки принятия решений на основе ИИ часто разрабатываются как автономные приложения, которые требуют от врачей переключения между различными системами, электронными медицинскими картами (EHR) и платформами ИИ, что приводит к неэффективности рабочих процессов и увеличению когнитивной нагрузки (Wang et al., 2021). Эффективное сотрудничество между человеком и ИИ требует бесшовной интеграции ИИ в информационные системы больниц, EHR и платформы клинического управления, чтобы ИИ повышал клиническую эффективность, а не создавал дополнительные административные задачи (Sendak et al., 2020). Совместная разработка систем ИИ с участием медицинских работников имеет важное значение для обеспечения соответствия инструментов ИИ реальным клиническим потребностям, ожиданиям в отношении удобства использования и принципам оказания медицинской помощи, ориентированной на пациента (Davenport & Kalakota, 2019).

Сотрудничество между человеком и ИИ также затрудняется качеством данных и предвзятостью моделей ИИ. Алгоритмы ИИ для обучения и валидации используют большие наборы данных, но если эти наборы данных неполные, нерепрезентативные или предвзятые, модели ИИ могут генерировать неточные или дискриминационные прогнозы (Mehrabi et al., 2021). Исследования показали, что прогнозные модели на основе ИИ для оценки риска заболеваний и рекомендаций по лечению часто работают менее точно для недостаточно представленных групп населения, таких как расовые меньшинства, женщины и пациенты с низким доходом, из-за исторических предвзятостей в сборе данных о здравоохранении (Obermeyer et al., 2019). Для обеспечения справедливого и равноправного

здравоохранения на основе ИИ разработчики должны обучать модели ИИ на разнообразных, репрезентативных наборах данных и внедрять механизмы обнаружения предвзятости, которые постоянно контролируют эффективность ИИ в различных демографических группах (Leslie et al., 2021).

Еще одна этическая проблема связана с изменением соотношения ответственности между ИИ и людьми, принимающими решения. Хотя ИИ может давать рекомендации, основанные на фактических данных, окончательное решение должны принимать врачи, чтобы ИИ служил вспомогательным инструментом, а не самостоятельным диагностом (Davenport & Kalakota, 2019). Однако по мере совершенствования систем ИИ растет риск возникновения автоматизированного предубеждения, когда врачи начинают чрезмерно полагаться на предложения, сгенерированные ИИ на основе данных (), не критически оценивая их точность (Ghassemi et al., 2021). Исследования показали, что когда ИИ и человеческие суждения расходятся, некоторые врачи могут по умолчанию принимать прогнозы ИИ, не подвергая сомнению их достоверность, что может привести к неправильным диагнозам и неадекватному лечению (McKinney et al., 2020). Чтобы снизить этот риск, протоколы взаимодействия между ИИ и человеком должны быть разработаны таким образом, чтобы способствовать клиническому надзору, поощрять критическое мышление и давать медицинским работникам возможность при необходимости оспаривать рекомендации, основанные на ИИ (Sendak et al., 2020).

Нормативно-правовая база в области ИИ в здравоохранении также создает проблемы для сотрудничества между людьми и ИИ. Многие медицинские приложения на базе ИИ относятся к категории «Программное обеспечение как медицинское устройство» (SaMD) и

требуют соблюдения строгих рекомендаций FDA, EMA и ВОЗ (Gerke et al., 2020). Однако существующие нормативные рамки с трудом поспевают за постоянно развивающимися моделями ИИ, особенно теми, которые обучаются на реальных клинических данных и динамически обновляют свои прогнозы (Davenport & Kalakota, 2019). Для обеспечения безопасности, надежности и этичного внедрения ИИ необходимо разработать адаптивные нормативные рамки, которые позволяют проводить постоянную валидацию ИИ, мониторинг его эффективности и аудит прозрачности (Leslie et al., 2021).

Одним из многообещающих подходов к решению этих проблем является ИИ с участием человека (HITL), при котором системы ИИ работают совместно с человеческими экспертами, а не заменяют их. В моделях HITL ИИ служит инструментом поддержки принятия решений, предоставляя основанные на данных аналитические выводы, оценки вероятности и оценки рисков, в то время как клиницисты применяют свой опыт, этические суждения и знания о конкретных пациентах для принятия окончательных медицинских решений (Wang et al., 2021). Подходы HITL продемонстрировали повышение точности диагностики, снижение числа ложноположительных результатов и усиление уверенности врачей в решениях, принятых с помощью ИИ (Tonekaboni et al., 2019).

В перспективе будущее сотрудничества человека и ИИ в здравоохранении, вероятно, будет связано с прогрессом в области мультимодальных систем ИИ, федеративного обучения и децентрализованного управления ИИ. Модели ИИ, способные синтезировать данные из нескольких источников, включая медицинские изображения, геномные данные, носимые датчики и результаты, сообщаемые пациентами, будут предлагать более целостные и персонализированные рекомендации по здравоохранению (McKinney et al., 2020). Кроме

того, федеративные платформы обучения, которые позволяют обучать ИИ на децентрализованных данных пациентов без ущерба для конфиденциальности, будут играть решающую роль в масштабировании внедрения ИИ в различных медицинских учреждениях (Leslie et al., 2021).

В конечном итоге, сотрудничество человека и ИИ должно быть направлено на расширение, а не на замену человеческого опыта. ИИ имеет потенциал для повышения клинической эффективности, сокращения диагностических ошибок и расширения доступности здравоохранения, но его успех зависит от того, насколько эффективно он интегрируется в процессы принятия решений людьми, этические принципы и нормативные рамки (Davenport & Kalakota, 2019). По мере развития ИИ обеспечение доверия, прозрачности и расширения возможностей врачей будет иметь решающее значение для полного раскрытия потенциала ИИ при сохранении человекоцентричного характера медицинской практики (Gerke et al., 2020).

Направления будущих исследований и роль ИИ в прецизионной медицине

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в точную медицину революционизирует способы диагностики, лечения и управления заболеваниями. Точная медицина на базе ИИ направлена на предоставление индивидуальных, адаптированных к конкретному пациенту методов лечения с использованием геномных данных, медицинской визуализации, носимых технологий для мониторинга здоровья и мультиомического анализа для

оптимизации медицинских вмешательств (Topol, 2019). Будущие исследования в области « » в этой области будут сосредоточены на повышении интерпретируемости ИИ, улучшении стратегий интеграции данных, снижении алгоритмической предвзятости и разработке новых подходов к открытию лекарственных препаратов на основе ИИ. Однако по мере расширения роли ИИ в прецизионной медицине необходимо решать проблемы, связанные с этическими соображениями, безопасностью данных, нормативными рамками и клинической валидацией, чтобы обеспечить надежные, справедливые и ориентированные на пациента решения в области здравоохранения (Ghassemi et al., 2021).

Одним из наиболее важных направлений будущих исследований в области прецизионной медицины на основе ИИ является развитие моделей интеграции мультиомик. Прецизионная медицина опирается на геномные, транскриптомные, протеомные, метаболомные и микробиомные данные для понимания механизмов заболеваний на молекулярном уровне. Разрабатываются модели глубокого обучения на основе ИИ для интеграции этих сложных биологических наборов данных и предоставления высокоперсонализированных рекомендаций по лечению (Chen et al., 2021). Будущие исследования будут посвящены изучению того, как федеративное обучение и децентрализованные платформы ИИ могут облегчить обмен мультиомическими данными между глобальными исследовательскими учреждениями, обеспечивая при этом конфиденциальность пациентов и безопасность данных (Tian et al., 2022). Модели ИИ, способные динамически синтезировать генетические мутации, эпигенетические маркеры и факторы риска окружающей среды, значительно улучшат раннее прогнозирование заболеваний и точную диагностику (van der Wijst et al., 2021).

Еще одной многообещающей областью будущих исследований является разработка технологии цифровых двойников на базе ИИ для персонализированного моделирования медицинских услуг. Цифровые двойники — это виртуальные модели пациентов, созданные с использованием физиологических данных в реальном времени, истории болезни и прогнозной аналитики на базе ИИ (Pianykh et al., 2020). Эти симуляции на базе ИИ позволяют тестировать стратегии лечения, прогнозировать реакцию на лекарства и моделировать развитие заболеваний без прямого риска для пациентов. Будущие исследования в области ИИ будут сосредоточены на усовершенствовании моделей цифровых двойников в реальном времени путем включения непрерывных потоков данных с носимых устройств, биосенсоров и электронных медицинских карт (EHR) для оптимизации принятия решений о лечении в персонализированной медицине () (Schork, 2021). Технология цифровых двойников имеет потенциал для улучшения персонализированной терапии рака, оптимизации подбора органов для трансплантации и прогнозирования долгосрочных результатов лечения с беспрецедентной точностью (Mirza et al., 2022).

Роль ИИ в открытии новых лекарственных препаратов и фармакогеномике — еще одна растущая область в прецизионной медицине. Традиционные процессы разработки лекарственных средств являются трудоемкими и дорогостоящими: зачастую для вывода нового препарата на рынок требуется 10–15 лет и миллиарды долларов. В настоящее время разрабатываются генеративные модели на базе ИИ, симуляции молекулярного докинга и методы глубокого обучения с подкреплением, которые позволяют ускорить открытие и перепрофилирование лекарственных средств путем выявления потенциальных терапевтических соединений на основе молекулярных мишеней, специфичных для

конкретных заболеваний (Stokes et al., 2020). Будущие исследования будут посвящены изучению того, как молекулярные симуляции на базе ИИ могут предсказывать токсичность лекарств, оптимизировать схемы дозирования и улучшать стратификацию пациентов в клинических испытаниях, что приведет к более быстрой и безопасной разработке лекарств (Vamathevan et al., 2019). Кроме того, фармакогеномный анализ на основе ИИ позволит назначать лекарства с учетом индивидуальных особенностей пациентов, что снизит количество побочных эффектов и повысит эффективность лечения за счет подбора лекарств в соответствии с генетическим профилем человека (Zhou et al., 2022).

Еще одним ключевым направлением исследований является использование ИИ для раннего выявления заболеваний и точной диагностики. Модели ИИ, обученные на основе крупномасштабных наборов данных медицинской визуализации, данных носимых датчиков и данных мониторинга пациентов в режиме реального времени, улучшают показатели раннего выявления рака, сердечно-сосудистых заболеваний, нейродегенеративных расстройств и редких генетических заболеваний (Torol, 2019). Будущие достижения в области ИИ будут сосредоточены на разработке анализа жидкой биопсии на основе ИИ, при котором модели машинного обучения анализируют циркулирующую опухолевую ДНК (ctDNA) и РНК-биомаркеры для выявления рака на самых ранних стадиях (Cohen et al., 2022). Системы непрерывного мониторинга здоровья в реальном времени на основе ИИ () также будут играть важную роль в превентивной прецизионной медицине, позволяя врачам вмешиваться до того, как заболевания перейдут в тяжелые стадии (Tian et al., 2022).

Несмотря на эти достижения, для успешной интеграции ИИ в точную медицину необходимо решить ряд проблем. Одним из основных препятствий является необходимость в разнообразных и репрезентативных наборах данных для уменьшения предвзятости и повышения обобщаемости ИИ. Модели ИИ, обученные на данных, преимущественно полученных от западного, мужского или привилегированного населения, часто не могут быть обобщены на различные этнические группы, социально-экономические слои и географические регионы (Mehrabi et al., 2021). Будущие исследования будут сосредоточены на создании глобальных наборов данных для обучения ИИ, которые будут включать разнообразные генетические особенности и маркеры здоровья, характерные для конкретных групп населения, чтобы обеспечить справедливость и эффективность решений в области прецизионной медицины на основе ИИ для всех пациентов (van der Wijst et al., 2021).

Конфиденциальность пациентов и безопасность данных, обеспечиваемые ИИ, также являются серьезными проблемами в исследованиях в области прецизионной медицины. Прогнозные модели на базе ИИ требуют крупномасштабных наборов данных о геноме, клинических данных и данных о образе жизни, что делает их уязвимыми для угроз кибербезопасности, утечки данных и неправомерного использования (Murdoch, 2021). Будущие исследования в области ИИ будут сосредоточены на технологиях ИИ, обеспечивающих конфиденциальность, таких как гомоморфное шифрование, федеративное обучение и дифференциальная конфиденциальность, что позволит безопасно обучать модели ИИ на децентрализованных наборах данных без ущерба для конфиденциальности пациентов (Tian et al., 2022). Кроме того, разработка платформ обмена медицинскими данными на основе блокчейна и ИИ может усилить контроль пациентов над своими

медицинскими записями, обеспечив прозрачное и этическое использование данных (Schork, 2021).

Проблемы нормативной и клинической валидации остаются еще одним барьером на пути внедрения ИИ в прецизионную медицину. Многие инструменты прецизионной медицины на базе ИИ требуют одобрения регулирующих органов, таких как FDA, EMA и WHO, прежде чем они могут быть внедрены в реальных клинических условиях (Gerke et al., 2020). Однако существующие нормативные рамки с трудом адаптируются к постоянно развивающимся моделям ИИ, которые динамически обновляют свои прогнозы на основе новых данных о пациентах (Stokes et al., 2020). В будущих исследованиях будут изучаться адаптивные нормативные рамки для ИИ, в которых модели ИИ будут проходить постоянные проверки эффективности, валидационные исследования в реальных условиях и мониторинг после вывода на рынок, чтобы обеспечить долгосрочную безопасность и эффективность применения ИИ в прецизионной медицине (Chen et al., 2021).

Будущее ИИ в прецизионной медицине также будет связано с междисциплинарным сотрудничеством между биоинформатикой, вычислительной биологией, этикой ИИ, нормативной наукой и клинической медициной (Topol, 2019). Модели ИИ, которые интегрируют мультиомические данные с социальными детерминантами здоровья (SDOH), воздействием окружающей среды и факторами образа жизни пациентов, обеспечат более целостный и персонализированный подход к здравоохранению (van der Wijst et al., 2021). Кроме того, системы поддержки принятия решений на основе ИИ должны согласовываться с мнениями врачей, чтобы рекомендации ИИ были понятными, основанными на доказательствах и ориентированными на пациента (Tian et al., 2022).

В конечном итоге ИИ может революционизировать точную медицину, обеспечив более раннее выявление заболеваний, более целенаправленную терапию и оптимизированные схемы лечения на основе биологического и клинического профиля человека. Однако для полного раскрытия потенциала ИИ необходимо решить проблемы, связанные с справедливостью, безопасностью и регулированием данных, а также междисциплинарной интеграцией. Сосредоточив внимание на этическом, прозрачном и научно обоснованном развитии ИИ, будущие исследования могут раскрыть способность ИИ продвигать персонализированную медицину и улучшать результаты лечения пациентов в глобальном масштабе (Schork, 2021).

VII. Примеры из практики и реальные применения

Примеры успешного применения ИИ в диагностике и лечении

Искусственный интеллект (ИИ) добился значительных успехов в медицинской диагностике и лечении, что привело к революционным улучшениям в области ранней диагностики заболеваний, прецизионной медицины, радиологии, онкологии, патологии и ведения пациентов. Решения на основе ИИ меняют облик здравоохранения, обеспечивая более быструю и точную диагностику, прогнозируя развитие заболеваний и помогая в принятии клинических решений. Практическое применение ИИ в медицине демонстрирует, как машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и обработка естественного языка (NLP) меняют результаты лечения пациентов в различных медицинских специальностях. Несколько примеров из практики подчеркивают эффективность ИИ в повышении точности

диагностики, оптимизации схем лечения и совершенствовании персонализированной медицины (Topol, 2019).

Одним из наиболее заметных успехов в области диагностики на основе ИИ является AlphaFold от Google DeepMind, который произвел революцию в прогнозировании структуры белков. Складчатость белков является одной из фундаментальных задач молекулярной биологии, которая напрямую влияет на открытие лекарственных препаратов и исследование заболеваний. Традиционные лабораторные методы определения структуры белков, такие как рентгеновская кристаллография и криоэлектронная микроскопия, являются дорогостоящими и трудоемкими. Однако AlphaFold, алгоритм глубокого обучения, точно предсказал структуру более 200 миллионов белков, что значительно ускорило геномные и фармацевтические исследования (Jumper et al., 2021). Этот прорыв имеет большое значение для понимания генетических заболеваний, разработки новых лекарств и улучшения методов таргетной терапии.

В радиологии ИИ оказывает существенное влияние на выявление и скрининг рака груди. Инструменты анализа маммограмм на базе ИИ, такие как те, что разработаны Google Health и CSAIIL (Лаборатория компьютерных наук и искусственного интеллекта Массачусетского технологического института), продемонстрировали более высокую точность ранней диагностики () по сравнению с радиологами-людьми при выявлении рака груди на ранних стадиях (McKinney et al., 2020). Эти модели ИИ, обученные на больших наборах данных маммограмм, могут выявлять тонкие закономерности в изображениях, которые могут быть упущены специалистами-людьми. Клинические исследования показали, что радиологи, использующие ИИ, достигают снижения числа ложноотрицательных результатов на 9,4% и

ложноположительных результатов на 5,7%, что улучшает раннее выявление рака и сводит к минимуму количество ненужных биопсий (Rodriguez-Ruiz et al., 2019). Радиология на базе ИИ также успешно применяется для выявления рака легких, опухолей головного мозга и сердечно-сосудистых заболеваний с помощью компьютерной томографии, МРТ и рентгеновских снимков, что позволяет сократить количество диагностических ошибок и ускорить оказание помощи пациентам (Ardila et al., 2019).

Еще одним примечательным примером является роль IBM Watson в рекомендациях по лечению онкологических заболеваний. IBM Watson for Oncology внедрен в нескольких больницах по всему миру, где он помогает онкологам подбирать индивидуальные методы лечения рака на основе генетических профилей пациентов, истории болезни и глобальных клинических рекомендаций (Somashekhar et al., 2018). В Мемориальном центре рака Слоуна-Кеттеринга алгоритмы искусственного интеллекта Watson анализируют огромное количество научных работ по онкологии, взаимодействий лекарственных препаратов и клинических испытаний, предоставляя онкологам варианты лечения, основанные на доказательных данных. Исследование, проведенное в индийских больницах Manipal, показало, что рекомендации ИИ Watson на 96 % совпадают с решениями опытных онкологов, что демонстрирует его потенциал для повышения точности медицины и оптимизации лечения рака (Somashekhar et al., 2018).

ИИ также делает значительные успехи в области патологии и гистопатологического анализа. Одним из наиболее заметных достижений в этой области является Paige.AI, одобренная FDA платформа на базе ИИ для цифровой патологии. Патологи традиционно анализируют биопсийные препараты под микроскопом, что требует много времени и

подвержено человеческим ошибкам. Paige.AI, обученная на тысячах патологических слайдов, может обнаруживать тонкие раковые поражения и классифицировать опухоли с более высокой точностью, чем традиционные методы (Campanella et al., 2019). Исследование, проведенное в Мемориальном центре рака Слоуна-Кеттеринга, показало, что модели глубокого обучения Paige.AI достигли 94,6% точности в выявлении рака простаты, превзойдя патологов-людей по согласованности и скорости. В настоящее время ИИ в патологии расширяется для выявления рака груди, легких и толстой кишки, что повышает эффективность диагностики и позволяет патологам сосредоточиться на сложных случаях, требующих человеческого опыта (Campanella et al., 2019).

В неврологии и визуализации мозга ИИ играет важную роль в ранней диагностике болезни Альцгеймера. Исследователи из Калифорнийского университета в Сан-Франциско (UCSF) и клиники Mayo Clinic разработали систему ИИ, способную обнаруживать изменения, связанные с болезнью Альцгеймера, на ПЭТ-сканах за шесть лет до появления клинических симптомов (Ding et al., 2019). Традиционные неврологические оценки основаны на субъективных когнитивных тестах и отсроченной диагностике на основе визуализации, что часто приводит к пропуску ранних биомаркеров нейродегенеративных заболеваний. Модель ИИ, обученная на тысячах сканов мозга, выявляет тонкие метаболические изменения в мозге, предшествующие появлению болезни Альцгеймера, что позволяет проводить ранние терапевтические вмешательства и лучше контролировать заболевание (Ding et al., 2019). ИИ также используется для диагностики болезни Паркинсона, рассеянного склероза и инсульта, обеспечивая более быструю и точную оценку, чем традиционные методы.

Еще одним успехом в области лечения с использованием ИИ является роботизированная хирургия, где хирургические роботы на базе ИИ, такие как хирургическая система da Vinci и система Hugo RAS компании Medtronic, улучшают минимально инвазивные процедуры. Эти роботизированные платформы с поддержкой ИИ обеспечивают более высокую точность, улучшенную ловкость и сокращение хирургических ошибок при таких процедурах, как простатэктомия, гистерэктомия и кардиохирургия (Gibson et al., 2021). Исследования показали, что роботизированные операции приводят к снижению частоты осложнений, уменьшению кровопотери и ускорению восстановления пациентов по сравнению с традиционными операциями (Gibson et al., 2021). Ожидается, что ИИ в роботизированной хирургии будет weiterentwickelt с интеграцией систем поддержки принятия решений на основе ИИ в режиме реального времени, автоматизированного планирования хирургических операций и систем тактильной обратной связи для улучшения работы хирургов и результатов лечения пациентов.

В области прогнозирования инфекционных заболеваний и наблюдения за вспышками заболеваний ИИ продемонстрировал свою эффективность в прогнозировании пандемий и отслеживании распространения заболеваний. Во время пандемии COVID-19 платформы на базе ИИ, такие как BlueDot и HealthMap, успешно предсказали раннее распространение вируса, проанализировав глобальные модели путешествий, эпидемиологические отчеты и дискуссии в социальных сетях (Bogoch et al., 2020). Прогнозное моделирование на основе ИИ также используется такими организациями, как CDC и ВОЗ, для отслеживания вспышек заболеваний, оптимизации распределения вакцин и улучшения стратегий готовности к пандемиям. В будущем эпидемиологические модели на основе ИИ будут продолжать

играть решающую роль в выявлении новых инфекционных заболеваний и оптимизации мер реагирования в области общественного здравоохранения (Bogoch et al., 2020).

Несмотря на эти успехи, широкое внедрение ИИ в диагностику и лечение по-прежнему сталкивается с проблемами, связанными с получением разрешений регулирующих органов, конфиденциальностью данных, предвзятостью моделей ИИ и признанием со стороны врачей. ИИ необходимо постоянно проверять в ходе клинических испытаний, чтобы гарантировать надежность, воспроизводимость и объективность его прогнозов для различных групп населения (Ghassemi et al., 2021). Необходимо также учитывать этические соображения, касающиеся принятия решений с помощью ИИ в медицинских ситуациях с высоким риском, чтобы ИИ оставался вспомогательным инструментом, а не заменителем клинического опыта человека (Topol, 2019).

Успешные примеры использования ИИ в диагностике и лечении подчеркивают преобразующий потенциал ИИ в современной медицине. От ранней диагностики рака и точной онкологии до хирургии с помощью ИИ и прогнозирования пандемий, ИИ меняет здравоохранение, предоставляя более быстрые, точные, доступные () и персонализированные медицинские решения. По мере развития технологий ИИ будущие исследования будут сосредоточены на повышении объяснимости, улучшении взаимодействия между ИИ и человеком и обеспечении этичного внедрения решений для здравоохранения на основе ИИ. Благодаря постоянным усовершенствованиям ИИ останется краеугольным камнем медицины следующего поколения, улучшая результаты лечения пациентов и эффективность здравоохранения во всем мире (Topol, 2019).

Внедрение ИИ в телемедицину и дистанционный мониторинг пациентов

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в телемедицину и удаленный мониторинг пациентов (RPM) значительно преобразовала предоставление медицинских услуг, улучшив доступность, оптимизировав уход за пациентами в режиме реального времени и обеспечив возможность применения персонализированных стратегий лечения. Телемедицинские платформы на базе ИИ и интеллектуальные носимые устройства стали незаменимыми в лечении хронических заболеваний, послеоперационном уходе и дистанционной диагностике, особенно в регионах с недостаточным медицинским обслуживанием и во время глобальных кризисов в области здравоохранения. Примеры из ведущих больниц, медицинских учреждений и компаний, занимающихся телемедициной на базе ИИ, подчеркивают эффективность ИИ в дистанционном здравоохранении, демонстрируя, как машинное обучение (ML), глубокое обучение (DL) и обработка естественного языка (NLP) улучшают раннее выявление заболеваний, вовлечение пациентов и принятие клинических решений (Dorsey & Topol, 2020).

Одной из самых впечатляющих историй успеха в области телемедицины на базе ИИ является Babylon Health, британская компания, занимающаяся цифровым здравоохранением, которая использует виртуальные консультации и прогнозирующую диагностику на базе ИИ. Чат-бот Babylon Health с ИИ и виртуальный врач предоставляют оценку симптомов, рекомендации по сортировке пациентов и цифровые консультации по вопросам здоровья, снижая нагрузку на поставщиков первичной медицинской помощи (Milani et al., 2021). В исследовании, проведенном в рамках Национальной службы здравоохранения Великобритании (NHS), чат-бот Babylon Health продемонстрировал 92%

точность в сортировке пациентов по степени тяжести, в некоторых случаях превосходя по этому показателю врачей общей практики (Yang et al., 2021). Платформа широко используется в условиях ограниченных ресурсов, где доступ к первичной медицинской помощи ограничен, что позволяет пациентам своевременно получать медицинские консультации, рекомендации по лечению и направления к специалистам без посещения клиники (Meskó et al., 2020).

Еще одним знаковым примером является усовершенствованная с помощью ИИ система телемедицины клиники Mayo Clinic, которая использует прогнозную аналитику на базе ИИ для удаленного мониторинга пациентов с сердечной недостаточностью и послеоперационных пациентов. Система объединяет носимые устройства, домашние датчики и клинические панели управления на базе ИИ для мониторинга в режиме реального времени вариабельности сердечного ритма, артериального давления и уровня насыщения крови кислородом (Krittanawong et al., 2021). В ходе клинических испытаний система RPM с искусственным интеллектом сократила количество повторных госпитализаций на 30%, продемонстрировав свою способность обнаруживать ранние признаки ухудшения состояния и предупреждать медицинских работников до возникновения чрезвычайной ситуации (Ting et al., 2020). Эта система RPM на базе искусственного интеллекта также была расширена для пациентов, выздоравливающих после COVID-19, что позволяет удаленно отслеживать функцию легких, реакцию на кислородную терапию и осложнения после инфекции без необходимости личного посещения больницы (Krittanawong et al., 2021).

В области лечения диабета RPM на базе ИИ оказался особенно эффективным в улучшении контроля гликемии и снижении осложнений, связанных с диабетом. Клиническое исследование, проведенное в Центре диабета Джослина, продемонстрировало эффективность Livongo, платформы RPM на базе ИИ для пациентов с диабетом. Livongo использует прогнозные модели на базе ИИ для анализа данных непрерывного мониторинга глюкозы (CGM), пищевых привычек и моделей физической активности, чтобы предоставлять персонализированные рекомендации по корректировке дозы инсулина и коучинг в режиме реального времени (ElSayed et al., 2021). Клинические испытания показали, что пациенты, использующие Livongo, за шесть месяцев снизили уровень HbA1c на 1,4%, что значительно снизило риск развития осложнений, связанных с диабетом () (ElSayed et al., 2021). Модель ИИ также помогает выявлять пациентов из группы высокого риска, что позволяет эндокринологам и диабетологам проводить профилактические мероприятия до развития серьезных проблем со здоровьем (Xu et al., 2020).

Внедрение ИИ в телемедицину в онкологии также показало замечательные результаты. Онкологический центр MD Anderson Cancer Center разработал телеонкологическую платформу на базе ИИ, которая позволяет проводить удаленные консультации в режиме реального времени, диагностировать рак с помощью ИИ и планировать индивидуальное лечение. Система интегрирует анализ изображений на базе ИИ, который автоматически обнаруживает прогрессирование опухоли по результатам рентгеновских сканирований, позволяя онкологам удаленно корректировать схемы лечения (Esteva et al., 2021). В ходе клинических испытаний телеонкология с помощью ИИ сократила время от диагностики рака до начала лечения на 40%, что позволило проводить более быстрые и эффективные вмешательства (Esteva et al., 2021). Платформа также поддерживает виртуальный

мониторинг химиотерапии, при котором пациенты могут использовать приложения на базе ИИ для отслеживания симптомов, чтобы сообщать о побочных реакциях на лекарства, усталости и уровне боли, что помогает онкологам более эффективно подбирать стратегии паллиативной помощи (Ting et al., 2020).

В телемедицине в области психического здоровья платформы виртуальной терапии на базе искусственного интеллекта произвели революцию в когнитивно-поведенческой терапии (КПТ) и психиатрической помощи. Wysa и Woebot, два ведущих чат-бота в области психического здоровья на базе искусственного интеллекта, используют НЛП и анализ настроения для предоставления круглосуточной разговорной терапии людям, страдающим тревожностью, депрессией и стрессовыми расстройствами (Miner et al., 2022). Исследование, проведенное в Стэнфордском университете, показало, что сеансы КБТ с помощью ИИ через Wysa привели к снижению симптомов тревоги на 30 % в течение 12 недель, что демонстрирует эффективность этого метода в предоставлении масштабируемой и доступной поддержки в области психического здоровья (Miner et al., 2022). Кроме того, интеграция ИИ с носимыми ЭЭГ-повязками и биометрическими устройствами отслеживания позволила исследователям отслеживать нейрофизиологические реакции на терапию, оптимизируя индивидуальные подходы к лечению пациентов с ПТСР и тяжелой депрессией (Mills & Patel, 2022).

ИИ в теленеврологии также достиг значительных успехов, особенно в области обнаружения инсульта и удаленного мониторинга нейродегенеративных заболеваний. Сети телеинсульта, такие как сеть, внедренная Кливлендской клиникой, используют алгоритмы обнаружения инсульта в реальном времени на основе ИИ, чтобы помочь врачам скорой

помощи выявлять ишемические инсульты с помощью компьютерной томографии (Ding et al., 2019). Алгоритм ИИ анализирует нейровизуальные сканы за считанные секунды, обнаруживая ранние признаки инсульта и рекомендуя тромболитическую терапию с более высокой точностью, чем традиционные радиологические методы (Ding et al., 2019). Система позволила сократить время от поступления пациента в отделение до начала лечения на 20%, что привело к улучшению показателей выживаемости пациентов с инсультом и снижению долгосрочных неврологических повреждений (Ting et al., 2020).

Интеграция ИИ в дистанционное мониторирование пациентов в гериатрии также привела к трансформационным изменениям. Системы обнаружения падений и оценки слабости на базе ИИ, внедренные в Университете Джона Хопкинса, используют интеллектуальные датчики IoT для дома и анализ движений на базе ИИ для прогнозирования риска падений и ранних признаков когнитивного спада у пожилых пациентов (Pei et al., 2021). Эти модели ИИ анализируют особенности походки, изменчивость движений и изменения речи, помогая медицинскому персоналу вмешаться до того, как произойдут падения или появятся серьезные симптомы нейродегенеративных заболеваний (Pei et al., 2021). В ходе пилотного исследования системы RPM, усовершенствованные с помощью ИИ, снизили количество госпитализаций пожилых пациентов в связи с падениями на 42%, продемонстрировав свой потенциал в предотвращении критических инцидентов со здоровьем (Ting et al., 2020).

Несмотря на впечатляющий успех ИИ в телемедицине и удаленном мониторинге пациентов, остаются и проблемы. Серьезную озабоченность вызывают риски, связанные с конфиденциальностью данных и кибербезопасностью, поскольку телемедицинские платформы на базе ИИ собирают огромные объемы конфиденциальных данных пациентов

(Milani et al., 2021). Обеспечение соответствия телемедицины требованиям HIPAA, GDPR и другим нормам защиты данных имеет решающее значение для защиты конфиденциальности пациентов (Krittawong et al., 2021). Кроме того, необходимо улучшить взаимодействие между платформами телемедицины на базе ИИ и существующими системами электронных медицинских карт (EHR) для обеспечения беспрепятственной интеграции и внедрения в клиническую практику (ElSayed et al., 2021).

Телемедицина на базе ИИ и удаленный мониторинг пациентов доказали свою эффективность как мощные инструменты для улучшения доступности и эффективности медицинской помощи, а также результатов лечения пациентов. От виртуальных консультаций на базе ИИ и лечения хронических заболеваний до терапии психических расстройств с помощью ИИ и теленеврологии — ИИ позволяет быстрее ставить диагнозы, лучше персонализировать лечение и улучшить мониторинг заболеваний (Dorsey & Torol, 2020). По мере развития технологий ИИ будущие исследования будут сосредоточены на улучшении объяснимости ИИ, уменьшении предвзятости, улучшении мониторинга пациентов в режиме реального времени и обеспечении этичного внедрения телемедицины на базе ИИ. Решая эти проблемы, ИИ может переопределить будущее глобального здравоохранения, сделав высококачественные медицинские услуги более доступными для пациентов независимо от географических или социально-экономических барьеров (Ting et al., 2020).

Сравнительное исследование: эффективность искусственного интеллекта по сравнению с человеческими врачами

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в здравоохранение вызвала серьезные дискуссии относительно его точности, эффективности и надежности по сравнению с врачами-клиницистами. Модели на базе ИИ, в частности основанные на глубоком обучении (DL), машинном обучении (ML) и обработке естественного языка (NLP), продемонстрировали замечательные возможности в диагностике, анализе медицинских изображений, поддержке принятия клинических решений и выработке индивидуальных рекомендаций по лечению. Однако остается ключевой вопрос : как ИИ сравнивается с врачами-клиницистами в реальных медицинских приложениях? В нескольких сравнительных исследованиях в различных медицинских специальностях были изучены сильные и слабые стороны ИИ по сравнению с человеческим опытом, выделены случаи, когда ИИ превосходит врачей-клиницистов, области, в которых человеческое суждение остается превосходным, а также проблемы в сотрудничестве ИИ и человека (Topol, 2019).

Одной из наиболее изученных областей сравнения эффективности ИИ и человека является диагностика по медицинским изображениям, особенно в радиологии, патологии и офтальмологии. В знаковом исследовании McKinney et al. (2020) в сотрудничестве с Google Health была изучена эффективность ИИ в выявлении рака молочной железы с помощью маммографии. Модель ИИ была обучена на тысячах маммографических изображений из Великобритании и США, а ее диагностическая точность была сравнена с результатами работы радиологов-людей. Результаты показали, что ИИ снизил количество ложноположительных результатов на 5,7% и ложноотрицательных результатов на 9,4%,

превосходя радиологов в выявлении тонких раковых образований, которые часто упускались при интерпретации людьми (McKinney et al., 2020). Аналогичным образом, в области выявления рака легких исследование Ardila et al. (2019) показало, что алгоритм ИИ, анализирующий компьютерные томограммы, обнаруживает злокачественные узелки в легких с более высокой чувствительностью, чем сертифицированные радиологи, сокращая количество пропущенных диагнозов на 11%.

В офтальмологии анализ изображений сетчатки с помощью ИИ продемонстрировал исключительную точность в выявлении диабетической ретинопатии (ДР), глаукомы и возрастной макулярной дегенерации (ВМД). В ключевом исследовании Gulshan et al. (2016) было обнаружено, что система ИИ DeepMind от Google достигла чувствительности 90,5% и специфичности 98,1% в выявлении диабетической ретинопатии по изображениям глазного дна, превзойдя результаты большинства опытных офтальмологов. Автоматизированные инструменты с ИИ для скрининга диабетической ретинопатии были внедрены в реальных клинических условиях, например, в национальной программе скрининга ДР « » в Таиланде, где ИИ сократил нагрузку на скрининг на 21%, сохранив при этом более высокую точность диагностики, чем у специалистов-людей (Gulshan et al., 2016).

Искусственный интеллект также оказал существенное влияние на патологию и гистопатологический анализ. Paige.AI, одобренная FDA система искусственного интеллекта для выявления раковых заболеваний, продемонстрировала результаты, сопоставимые или превосходящие результаты патологов-людей в выявлении рака простаты, молочной железы и легких на гистологических препаратах (Campanella et al., 2019). Исследование, проведенное в Мемориальном центре рака Слоуна-Кеттеринга,

показало, что модели патологии с помощью ИИ улучшили показатели выявления рака на 8–10 % по сравнению с оценками, выполненными только людьми, а также сократили время, затрачиваемое на ручной просмотр слайдов (Campanella et al., 2019). Эти результаты подчеркивают, как ИИ улучшает рабочие процессы в патологии, позволяя патологам сосредоточиться на сложных случаях, требующих навыков интерпретации, выходящих за рамки распознавания образов.

В области онкологии и планирования лечения ИИ продемонстрировал высокую точность в рекомендациях по схемам лечения рака. IBM Watson for Oncology был внедрен в нескольких больницах по всему миру, где анализирует тысячи научных работ по раку, клинических испытаний и историй болезни пациентов для формирования индивидуальных рекомендаций по лечению. Исследование, проведенное в индийских больницах Manipal Hospitals, показало, что рекомендации IBM Watson по лечению рака груди на 96 % совпадают с решениями опытных онкологов (Somashekhar et al., 2018). Однако ограничения проявились при тестировании ИИ на более сложных и редких случаях рака, когда его рекомендации не учитывали контекст и индивидуальные особенности пациентов, что показало, что ИИ должен дополнять, а не заменять онкологов в планировании лечения (Somashekhar et al., 2018).

ИИ также играет важную роль в неотложной медицине, диагностике инсульта и сортировке пациентов в отделениях интенсивной терапии. Исследование, проведенное в больнице Mount Sinai, показало, что модель диагностики инсульта на базе ИИ, анализирующая ангиограммы КТ-, достигла 97% чувствительности в диагностике ишемических инсультов, превзойдя врачей отделений неотложной помощи, которые достигли точности 87% (Ding et

al., 2019). Системы сортировки пациентов с помощью ИИ, такие как платформа eTriage, внедренная в больницах Великобритании, продемонстрировали более высокую эффективность в определении приоритетности пациентов отделений неотложной помощи, сократив время принятия решений о сортировке на 20% при сохранении более высокой точности в выявлении пациентов в критическом состоянии (Ting et al., 2020). Однако в реальных условиях неотложной помощи модели ИИ иногда неправильно классифицировали редкие состояния, что усиливает необходимость контроля со стороны человека в жизненно опасных медицинских ситуациях (Ding et al., 2019).

В кардиологии были разработаны модели интерпретации ЭКГ на основе ИИ для выявления аритмий, фибрилляции предсердий и сердечной недостаточности с точностью, соответствующей уровню сертифицированных кардиологов. Исследование Hannun et al. (2019) показало, что модель ЭКГ на основе глубокого обучения достигла точности 97,5% в выявлении 12 различных типов сердечных аритмий, что соответствует результатам опытных кардиологов. Анализ ЭКГ на основе ИИ был интегрирован в носимые устройства, такие как Apple Watch и Fitbit, что позволяет осуществлять непрерывный мониторинг сердечной деятельности и обнаруживать аритмию в режиме реального времени, улучшая раннее вмешательство для пациентов из группы высокого риска (Hannun et al., 2019).

Несмотря на преимущества ИИ, врачи-клиницисты превосходят ИИ в нескольких ключевых областях. Клиническое мышление, общение с пациентами, принятие этических решений и понимание контекста остаются важными компонентами медицинской практики, в которых ИИ все еще отстает от человеческого опыта (Topol, 2019). Модели ИИ в значительной степени зависят от качества и разнообразия данных, на которых они

обучаются, а предвзятость в наборах данных для обучения ИИ может привести к неравенству в результатах лечения. Исследования показали, что модели ИИ, обученные преимущественно на данных западных пациентов, иногда не могут быть успешно обобщены для пациентов из разных этнических и социально-экономических групп, что приводит к неправильным диагнозам и неравенству в рекомендациях, основанных на ИИ (Mehrabi et al., 2021).

Кроме того, ИИ не способен интерпретировать эмоции пациентов, культурные факторы и социальные детерминанты здоровья, которые играют важную роль в комплексном уходе за пациентами. Исследования показывают, что пациенты часто предпочитают консультации врачей-людей консультациям на основе ИИ, поскольку доверие, эмпатия и отношения между врачом и пациентом значительно влияют на соблюдение режима лечения и удовлетворенность пациентов (Ghassemi et al., 2021). ИИ также испытывает трудности в неструктурированных клинических условиях, где многофакторное принятие решений и медицинская неопределенность требуют подхода с участием человека для обеспечения безопасного и этичного ухода за пациентами (McKinney et al., 2020).

Сравнительные исследования ИИ и врачей-клиницистов показывают, что ИИ достиг замечательных успехов в распознавании образов, диагностической визуализации, прогнозной аналитике и поддержке принятия клинических решений. Во многих областях модели ИИ превосходят человеческих экспертов по скорости, эффективности и диагностической чувствительности, особенно в радиологии, патологии, онкологии и кардиологии. Однако врачи-клиницисты по-прежнему превосходят ИИ в контекстуальном

мышлении, принятии этических решений, общении с пациентами и лечении сложных многосистемных заболеваний (Topol, 2019).

ИИ следует рассматривать не как замену врачей, а как вспомогательный инструмент, предназначенный для расширения человеческих знаний и опыта за счет сокращения диагностических ошибок, оптимизации рабочих процессов и предоставления аналитической информации на основе данных. Будущее ИИ в здравоохранении будет зависеть от сотрудничества между людьми и ИИ, при котором ИИ будет выполнять задачи, требующие интенсивной обработки данных, а врачи смогут сосредоточиться на уходе за пациентами, этических дилеммах и клиническом мышлении (Ting et al., 2020). По мере развития ИИ обеспечение объяснимости, справедливости и доверия к системам здравоохранения, основанным на ИИ, будет иметь решающее значение для максимальной реализации его потенциала при сохранении высокого качества медицинской помощи, ориентированной на человека (Ghassemi et al., 2021).

ИИ в условиях ограниченных ресурсов: возможности и ограничения

Искусственный интеллект (ИИ) может революционизировать здравоохранение в условиях ограниченных ресурсов, где ограниченная инфраструктура, нехватка медицинских работников и недостаточный доступ к медицинским ресурсам часто приводят к плохим результатам лечения пациентов. Используя машинное обучение (ML), обработку естественного языка (NLP) и компьютерное зрение, ИИ может улучшить диагностику заболеваний, планирование лечения, мониторинг пациентов и надзор за общественным

здоровьем в малообеспеченных сообществах, сельских районах и развивающихся странах (Meyer et al., 2021). Однако, несмотря на свои многообещающие перспективы, внедрение ИИ в этих условиях сталкивается с рядом проблем, в том числе с нехваткой данных, алгоритмической предвзятостью, отсутствием цифровой инфраструктуры и этическими проблемами, связанными с конфиденциальностью и равенством пациентов (Wahl et al., 2018). Для максимального использования потенциала ИИ и устранения этих критических ограничений необходимо применять сбалансированный подход, чтобы обеспечить устойчивое, этическое и справедливое здравоохранение на основе ИИ.

Одной из самых больших возможностей, которые ИИ предлагает в условиях ограниченных ресурсов, является его способность преодолеть разрыв в доступности здравоохранения. Многие развивающиеся регионы страдают от острой нехватки квалифицированного медицинского персонала, особенно в сельских районах, где плотность врачей значительно ниже, чем в городских центрах (ВОЗ, 2021). Системы поддержки принятия решений на базе ИИ, чат-боты и платформы телемедицины могут помочь медицинским работникам, медсестрам и врачам-неспециалистам, предоставляя диагностическую помощь в режиме реального времени и рекомендации по лечению на основе клинических рекомендаций и крупномасштабных медицинских данных (Ng et al., 2021). Например, мобильные приложения на базе ИИ, такие как Ada Health, Babylon Health и Buoy Health, используют алгоритмы проверки симптомов и модели НЛП, чтобы помочь пациентам и медицинским работникам на передовой в сортировке пациентов по степени тяжести заболевания, что позволяет быстрее принять меры и сократить количество ненужных посещений больниц (Shen et al., 2021).

Еще одним важным преимуществом ИИ в условиях ограниченных ресурсов является его роль в диагностической визуализации и медицинском скрининге, особенно при таких заболеваниях, как туберкулез (ТБ), малярия, рак шейки матки и диабетическая ретинопатия. Во многих развивающихся странах доступ к радиологам и квалифицированным патологам крайне ограничен, что приводит к задержкам в диагностике и повышению уровня смертности (Rahman et al., 2022). Модели компьютерной диагностики (CAD) на базе ИИ продемонстрировали высокую точность в анализе рентгеновских снимков грудной клетки для выявления ТБ, сократив количество ложноотрицательных результатов и ускорив диагностический процесс (Lakhani & Sundaram, 2017). Аналогичным образом, микроскопический анализ на базе ИИ улучшил быстрое выявление малярийных паразитов в мазках крови, автоматизировав процесс, который ранее требовал высококвалифицированных специалистов (Rajpurkar et al., 2019). Эти инструменты ИИ позволяют медицинским работникам с минимальной подготовкой более точно и эффективно выявлять заболевания, улучшая раннюю диагностику и начало лечения.

ИИ также играет ключевую роль в охране здоровья матерей и новорожденных, особенно в регионах с недостаточным уровнем дородового и послеродового ухода. Системы ультразвукового анализа на базе ИИ, такие как системы Butterfly iQ и ультразвукового скрининга с помощью ИИ от Google, позволяют акушеркам и работникам первичной медицинской помощи проводить недорогое мониторинг плода и раннее выявление осложнений беременности (McKinney et al., 2020). Кроме того, прогнозные модели на основе ИИ используются для оценки риска преждевременных родов и послеродового кровотечения, что позволяет медицинским работникам своевременно принимать меры и снижать материнскую смертность (Khalaf et al., 2021). Эти инновации в области охраны

материнского здоровья на базе ИИ особенно важны в странах Африки к югу от Сахары и Южной Азии, где показатели материнской смертности остаются непропорционально высокими из-за ограниченного доступа к квалифицированным акушерам и медицинским учреждениям, оснащенным оборудованием для визуализации (ВОЗ, 2021).

В области прогнозирования и наблюдения за вспышками инфекционных заболеваний ИИ показал большие перспективы в выявлении и смягчении последствий эпидемий в условиях ограниченных ресурсов. Эпидемиологические модели на базе ИИ, такие как BlueDot и HealthMap, успешно предсказали раннее распространение пандемии COVID-19 и вспышки вируса Зика путем анализа глобальных моделей путешествий, обсуждений в социальных сетях и эпидемиологических отчетов (Bogoch et al., 2020). В Африке и Юго-Восточной Азии платформы мобильного здравоохранения (mHealth) на базе ИИ используются для отслеживания вспышек малярии, холеры и Эболы, что позволяет сократить время реагирования и проводить целенаправленные мероприятия (Xu et al., 2021). Приложения для отслеживания контактов на основе ИИ и инструменты для картографирования рисков заболеваний помогают сотрудникам органов здравоохранения более эффективно распределять ресурсы, обеспечивая своевременное оказание медицинской помощи наиболее уязвимым группам населения (Shen et al., 2021).

Несмотря на эти возможности, внедрение ИИ в условиях ограниченных ресурсов сталкивается с рядом ограничений. Одной из наиболее актуальных проблем является нехватка и низкое качество данных. Для достижения оптимальной производительности модели ИИ требуют больших, разнообразных и высококачественных наборов данных, но во многих развивающихся странах отсутствуют оцифрованные медицинские записи и

хорошо структурированные базы данных здравоохранения (Meyer et al., 2021). В некоторых случаях медицинские записи ведутся от руки, являются неполными или несогласованными, что затрудняет эффективное обобщение алгоритмов ИИ для различных групп населения (Wahl et al., 2018). Кроме того, культурные, генетические и экологические различия между различными регионами часто приводят к тому, что модели ИИ, обученные на западных пациентах, могут не работать точно в африканских, южноазиатских или латиноамериканских сообществах (Rahman et al., 2022). Без репрезентативных наборов данных, полученных из местных источников, модели ИИ рискуют усугубить неравенство в здравоохранении, а не решить его (Mehrabi et al., 2021).

Еще одним ключевым ограничением является отсутствие цифровой инфраструктуры и надежного доступа к Интернету во многих регионах с низким уровнем дохода. Решения в области здравоохранения на базе ИИ часто зависят от облачных вычислений, высокоскоростного доступа к Интернету и систем электронных медицинских карт (EHR), которые не всегда доступны в отдаленных деревнях и районах с недостаточным уровнем обслуживания (McKinney et al., 2020). Даже когда модели ИИ могут функционировать в автономном режиме, поддержание совместимости оборудования, энергоэффективности и безопасного хранения данных остается серьезной проблемой (Khalaf et al., 2021). Кроме того, стоимость внедрения ИИ может быть непомерно высокой, поскольку многие медицинские учреждения в странах с низким уровнем дохода испытывают трудности с обеспечением базовыми медицинскими материалами и нехваткой персонала, что делает внедрение ИИ менее приоритетным по сравнению с неотложными потребностями здравоохранения (ВОЗ, 2021).

Этические и нормативные проблемы ИИ в условиях ограниченных ресурсов также вызывают серьезную озабоченность. Модели ИИ, используемые в диагностике и поддержке принятия клинических решений, должны проходить валидацию и регулироваться для обеспечения безопасности, точности и доверия пациентов (Meyer et al., 2021). Однако во многих развивающихся странах отсутствуют четкие рамки регулирования ИИ и стандартизированные процедуры утверждения медицинских ИИ, что затрудняет эффективное регулирование решений в сфере здравоохранения, основанных на ИИ (Wahl et al., 2018). Кроме того, остаются нерешенными вопросы, связанные с конфиденциальностью пациентов, правом собственности на данные и прозрачностью алгоритмов, особенно когда модели ИИ разрабатываются глобальными технологическими компаниями, работающими в условиях ограниченных ресурсов без строгого надзора (Rahman et al., 2022).

Чтобы максимально увеличить влияние ИИ в условиях ограниченных ресурсов здравоохранения, в будущем необходимо сосредоточить усилия на создании этических, масштабируемых и адаптированных к местным условиям решений на основе ИИ. Одним из подходов является федеративное обучение, при котором модели ИИ обучаются на децентрализованных наборах данных, обеспечивающих конфиденциальность, в нескольких регионах, что позволяет системам ИИ учиться на разнообразных группах населения без ущерба для безопасности данных пациентов (Xu et al., 2021). Еще одна многообещающая стратегия — разработка мобильных приложений для здравоохранения на базе ИИ, работающих в автономном режиме, которые позволяют медицинским работникам в сельских районах получать доступ к диагностической поддержке и клиническим рекомендациям без подключения к Интернету (Meyer et al., 2021). Кроме того,

правительства, организации здравоохранения и разработчики ИИ должны сотрудничать в целях создания нормативно-правовой базы, политики обмена данными и государственно-частных партнерств, которые будут способствовать устойчивому внедрению ИИ в условиях ограниченных ресурсов (Wahl et al., 2018).

В конечном итоге, хотя ИИ открывает огромные возможности для улучшения здравоохранения в условиях ограниченных ресурсов, для реализации его полного потенциала потребуются целенаправленные стратегии по преодолению инфраструктурных, этических и нормативных барьеров. Обеспечив равный доступ, сокращение предвзятости и развитие ИИ с учетом культурных особенностей, ИИ может стать мощным инструментом для устранения глобальных неравенств в области здравоохранения, улучшения результатов лечения пациентов в недостаточно обслуживаемых группах населения и продвижения устойчивых решений в области здравоохранения на основе ИИ во всем мире (Rahman et al., 2022).

VIII. Заключение

Резюме основных выводов

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в медицину значительно повысила точность диагностики, персонализацию лечения и качество медицинской помощи. Модели на основе ИИ в радиологии, патологии, онкологии, кардиологии, неврологии и неотложной медицине продемонстрировали высокую чувствительность и специфичность, часто превосходя врачей-клиницистов в задачах, требующих распознавания образов, анализа изображений и

прогнозной аналитики (Topol, 2019). Сравнительные исследования постоянно показывают, что системы на базе ИИ могут снизить количество диагностических ошибок, ускорить выявление заболеваний и оптимизировать принятие клинических решений (), особенно в таких высокообъемных специальностях, как скрининг рака молочной железы, выявление узелков в легких и диагностика диабетической ретинопатии (McKinney et al., 2020).

Одним из наиболее революционных аспектов ИИ в здравоохранении является его способность повышать точность медицины за счет использования геномных данных, мультиомического анализа и фармакогеномики для разработки индивидуальных планов лечения (Schork, 2021). Прогнозные модели на основе ИИ играют важную роль в ранней оценке риска заболеваний, дистанционном мониторинге пациентов и лечении хронических заболеваний, позволяя проводить профилактические медицинские мероприятия, которые сокращают количество госпитализаций и улучшают результаты лечения (Ting et al., 2020). Кроме того, роль ИИ в открытии новых лекарств и оптимизации клинических испытаний значительно сократила время, необходимое для выявления новых терапевтических средств, ускорив разработку целевых терапий и перепрофилированных лекарств (Vamathevan et al., 2019).

Несмотря на многочисленные преимущества ИИ, его широкое внедрение в клиническую практику, телемедицину и управление здравоохранением выявило ряд ключевых проблем. Для обеспечения этичности, справедливости и безопасности здравоохранения на основе ИИ необходимо решить такие проблемы, как алгоритмическая предвзятость, вопросы конфиденциальности данных, отсутствие интерпретируемости ИИ и ограниченная обобщаемость результатов для различных групп пациентов (Ghassemi et al., 2021). Было

показано, что модели ИИ, обученные на однородных наборах данных, демонстрируют расовые, гендерные и социально-экономические предубеждения, что приводит к различиям в точности диагностики и рекомендациях по лечению (Mehrabi et al., 2021). Кроме того, хотя ИИ улучшил автоматизацию рабочих процессов в больницах, планирование работы операционных и распределение ресурсов, по-прежнему существуют опасения относительно принятия ИИ врачами, соблюдения нормативных требований и способности ИИ справляться со сложными, многофакторными сценариями принятия медицинских решений (Gerke et al., 2020).

В целом ИИ доказал свою незаменимость в современной медицине, предлагая расширенные диагностические возможности, улучшение результатов лечения пациентов и повышение эффективности здравоохранения. Однако для его успешной интеграции потребуются постоянное совершенствование алгоритмов, нормативный надзор, учет этических соображений и междисциплинарное сотрудничество между врачами, специалистами по данным, этиками и политиками, чтобы ИИ оставался вспомогательным средством, а не разрушительной силой в медицине (Topol, 2019).

Будущее ИИ в медицине: возможности и риски

Будущее ИИ в медицине открывает огромные возможности, а новые технологии ИИ призваны преобразовать уход за пациентами, медицинские исследования и инфраструктуру здравоохранения. Развитие ИИ в области глубокого обучения, нейронных сетей и обучения с подкреплением позволит создать автономные диагностические системы, роботов-

хирургов на базе ИИ и алгоритмы персонализированного лечения в режиме реального времени (Ting et al., 2020). Все более тесная интеграция ИИ с носимыми устройствами, Интернетом вещей (IoT) и цифровыми медицинскими картами будет способствовать непрерывному удаленному мониторингу, что позволит на ранней стадии выявлять обострения заболеваний, прогнозировать реакцию на лечение и в режиме реального времени определять степень риска для пациентов (Krittanawong et al., 2021).

Ожидается, что ИИ сыграет важную роль в глобальном здравоохранении и в условиях ограниченных ресурсов, сократив неравенство в доступе к медицинской помощи за счет автоматизированной диагностики, телемедицины с помощью ИИ и масштабируемых мобильных решений для сельского населения и населения с ограниченным доступом к медицинской помощи (Wahl et al., 2018). Чат-боты на базе ИИ, системы поддержки принятия клинических решений и мобильные диагностические инструменты уже используются для помощи медицинским работникам на местах, оптимизации лечения инфекционных заболеваний и улучшения мониторинга матери и плода в районах с ограниченными ресурсами (Meyer et al., 2021). Кроме того, ожидается, что системы эпидемиологического надзора на базе ИИ и модели прогнозирования вспышек заболеваний в режиме реального времени будут играть решающую роль в обеспечении готовности к пандемиям, распределении вакцин и формулировании политики в области общественного здравоохранения (Bogoch et al., 2020).

Однако наряду с этими возможностями ИИ в медицине представляет существенные риски и этические дилеммы, которые требуют тщательного рассмотрения. Одной из наиболее актуальных проблем является непрозрачность алгоритмов и отсутствие объяснимости,

особенно в моделях ИИ типа «черный ящик», используемых для принятия критически важных медицинских решений (Ghassemi et al., 2021). Чрезмерная зависимость ИИ от распознавания паттернов на основе данных без возможности учета клинического мышления, этических соображений и предпочтений пациентов вызывает опасения по поводу его применимости в сложных медицинских ситуациях, требующих тонкого человеческого суждения (Torol, 2019). Риск автоматизации, при котором врачи чрезмерно доверяют рекомендациям, сгенерированным ИИ, без их независимой проверки, может привести к неправильным диагнозам и несоответствующим стратегиям лечения (McKinney et al., 2020).

Кроме того, угрозы конфиденциальности данных и кибербезопасности остаются серьезной проблемой в сфере здравоохранения, основанного на ИИ. Модели ИИ требуют для обучения больших наборов данных о пациентах, что часто требует доступа к электронным медицинским картам (EHR), базам данных визуальных изображений и геномным хранилищам (Murdoch, 2021). Обеспечение соблюдения HIPAA, GDPR и других нормативных рамок имеет решающее значение для защиты конфиденциальности пациентов, предотвращения несанкционированного доступа к данным и поддержания доверия к медицинским технологиям на базе ИИ (Gerke et al., 2020). Растущее влияние ИИ на процессы принятия решений также вызывает опасения по поводу медицинской ответственности — кто несет ответственность, когда ИИ ставит неверный диагноз или дает неверные рекомендации по лечению? Правовые рамки, регулирующие медицинскую халатность и распределение ответственности в сфере искусственного интеллекта (), остаются неразвитыми и требуют дальнейшего уточнения (Leslie et al., 2021).

В конечном итоге будущее ИИ в медицине зависит от того, насколько эффективно мы сможем сбалансировать инновации с этическим контролем, нормативным регулированием и сотрудничеством между людьми и ИИ. ИИ не следует рассматривать как замену врачам-клиницистам, а скорее как мощный инструмент, предназначенный для повышения точности диагностики, персонализации лечения и эффективности здравоохранения, при этом обеспечивая, чтобы человеческий опыт, эмпатия и этическое принятие решений оставались центральными элементами ухода за пациентами (Topol, 2019).

Заключительные мысли об ИИ как трансформационной силе в здравоохранении

Искусственный интеллект, без сомнения, является одной из самых революционных сил в современном здравоохранении, меняя подход к диагностике, лечению и ведению заболеваний. Способность ИИ обрабатывать огромные объемы медицинских данных, распознавать сложные закономерности и генерировать прогнозы сделала его революционным инструментом в клинической медицине, биомедицинских исследованиях и управлении здравоохранением (Ting et al., 2020). От повышения точности диагностики в радиологии и патологии до революционных изменений в открытии лекарственных препаратов, роботизированной хирургии и дистанционном мониторинге пациентов — влияние ИИ на здравоохранение далекоидущее и постоянно расширяется (McKinney et al., 2020).

Несмотря на свой замечательный потенциал, ИИ остается инструментом, а не заменой врачам-клиницистам. Истинная сила ИИ заключается в расширении возможностей человеческого интеллекта, а не в его замене. Медицина по своей сути является профессией, ориентированной на человека, требующей эмпатичного общения, этического принятия решений и индивидуального подхода к пациентам — качеств, которые ИИ, несмотря на свою вычислительную мощь, не может полностью воспроизвести (Torol, 2019). Идеальное будущее ИИ в медицине предполагает беспрепятственное сотрудничество человека и ИИ, при котором ИИ выступает в качестве клинического партнера, предоставляя основанные на данных аналитические выводы и вычислительную эффективность, в то время как профессионалы-люди сохраняют за собой окончательную власть в вопросах ухода за пациентами (Ghassemi et al., 2021).

По мере развития ИИ глобальные регулирующие органы, учреждения здравоохранения и разработчики ИИ должны совместно работать над созданием прозрачных, подотчетных и этических рамок для ИИ, которые будут ставить во главу угла безопасность пациентов, справедливость алгоритмов и равный доступ к решениям в области здравоохранения на основе ИИ (Gerke et al., 2020). Перед нами стоит не просто задача технического прогресса, но и обеспечение ответственного, справедливого и инклюзивного внедрения ИИ с целью максимального использования его преимуществ при минимальных рисках. При этическом развитии и интеграции ИИ способен революционизировать медицину, демократизировать доступ к здравоохранению и улучшить результаты лечения пациентов во всем мире, сделав здравоохранение более эффективным, персонализированным и результативным, чем когда-либо прежде (Ting et al., 2020).

Литература

1. Алотайби, Ю. К., и Федерико, Ф. (2020). Влияние информационных технологий в здравоохранении на безопасность пациентов. *Saudi Medical Journal*, 41(12), 1312–1319.
2. Альбахри, А. С., Алван, Дж. К., и Зайдан, А. А. (2021). Системы удаленного мониторинга здоровья на базе Интернета вещей: обзор современных технологий. *Journal of Healthcare Informatics Research*, 5(2), 183–205.
3. Анг, К. К., Чуа, К. С. Г., Фуа, К. С., Ван, Ц., Чин, Ц. И., Куа, К. В. К., & Гуан, Ц. (2015). Рандомизированное контролируемое испытание роботизированной реабилитации с использованием интерфейса «мозг-компьютер» на основе ЭЭГ для пациентов с инсультом. *Clinical Neurophysiology*, 126(4), 798–806.
4. Аранго-Арготи, Г., Гарнер, Э., Пруден, А., Хит, Л. С., и Викесланд, П. Дж. (2021). Глубокое обучение для анализа метагеномных данных: применение в обнаружении патогенов и мониторинге антимикробной резистентности. *Nature Communications*, 12(1), 7235. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-27411-0>
5. Аталла, С., Ларах, С., и деБече-Адамс, Т. (2020). Роль роботизированной хирургии в современной хирургической практике: достижения, ограничения и перспективы. *Хирургическая эндоскопия*, 34(3), 1202–1213.
6. Аттия, З. И., Капа, С., Лопес-Хименес, Ф., Макки, П. М., Ладеви́г, Д. Дж., Сатам, Г., ... Носуорти, П. А. (2019). Скрининг сердечной сократительной дисфункции с помощью электрокардиограммы на базе искусственного интеллекта. *Nature Medicine*, 25(1), 70–74. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0240-2>

7. Байорат, Дж. (2020). Искусственный интеллект в открытии лекарственных препаратов: концепции, достижения и вызовы. *Drug Discovery Today*, 25(4), 641–650.
8. Баннелл, Х. Т., Яррингтон, Д. М., Поликофф, Дж. Б., & Грей, Дж. Г. (2018). Применение глубокого обучения в устройствах для генерации речи. *Augmentative and Alternative Communication*, 34(3), 172–181.
9. Бансал, С., Чоуэлл, Г., Симонсен, Л., Веспиньяни, А., и Вибуд, К. (2021). Большие данные для наблюдения и моделирования инфекционных заболеваний. *Science*, 371(6526), eabb8036.
10. Баставрус, А., Джардини, М. Э., и Болстер, Н. М. (2021). Планирование рефракционной хирургии с помощью ИИ: новая эра в офтальмологии. *Ophthalmology*, 128(7), 1023–1032.
11. Бейнорди, Б. Э., Вета, М., Ван Дист, П. Дж., Ван Гиннекен, Б., Карссемейер, Н., Литженс, Г., и консорциум CAMELYON. (2017). Диагностическая оценка алгоритмов глубокого обучения для выявления метастазов в лимфатических узлах у женщин с раком молочной железы. *JAMA*, 318(22), 2199–2210.
12. Бейтс, С. Э., Чен, Ю., и Лоруссо, П. М. (2020). Ускорение разработки лекарственных препаратов с помощью адаптивных клинических испытаний. *Nature Reviews Drug Discovery*, 19(6), 370–378.
13. Бенджаменс, С., Дхунну, П., и Меско, Б. (2020). Состояние медицинских устройств и алгоритмов на основе искусственного интеллекта, одобренных FDA: онлайн-база данных. *NPJ Digital Medicine*, 3, 118.

14. Бертоцци, А. Л., Франко, Э., Молер, Г., Шорт, М. Б., и Следж, Д. (2020). Проблемы моделирования и прогнозирования распространения COVID-19. Труды Национальной академии наук, 117(29), 16732–16738.
15. Биасиуччи, А., Либ, Р., и Миллан, Дж. дель Р. (2018). Функциональная электростимуляция, активируемая мозгом, вызывает длительное восстановление двигательных функций руки после инсульта. *Nature Communications*, 9(1), 2421.
16. Биде, Э., Бэйлор, Э., Херш, Ф., Юрченко, А., Уилкоккс, Л., Руамвибунсук, П., и Вардулакис, Л. М. (2020). Оценка системы глубокого обучения, внедренной в клиниках для выявления диабетической ретинопатии, с учетом интересов человека. Материалы конференции АСМ по человеческим факторам в вычислительных системах (CHI), 1–12.
17. Богоч, И. И., Уоттс, А., Томас-Бахли, А., Хубер, К., Крамер, М. У., и Хан, К. (2020). Пневмония неизвестной этиологии в Ухане, Китай: потенциал международного распространения через коммерческие авиаперевозки. *Журнал медицины путешествий*, 27(2), тааа008.
18. Бостром, Н. (2014). *Суперинтеллект: пути, опасности, стратегии*. Oxford University Press.
19. Брей, Ф., Ферлей, Дж., Соержоматарам, И., Сигел, Р. Л., Торре, Л. А., & Джемал, А. (2018). Глобальная статистика рака 2018: оценки GLOBOCAN по заболеваемости и смертности от 36 видов рака в 185 странах мира. СА: *Журнал по онкологии для врачей*, 68(6), 394–424.
20. Бринкер, Т. Дж., Хеклер, А., Энк, А. Х., Кригхофф-Хеннинг, Э., & Хаферкамп, С. (2019). Глубокое обучение превзошло 136 из 157 дерматологов в задаче по

- классификации изображений меланомы с помощью дерматоскопии. *European Journal of Cancer*, 113, 47–54.
21. Буоламвини, Дж., и Гебру, Т. (2018). Гендерные оттенки: пересекающиеся различия в точности коммерческой классификации по полу. *Proceedings of Machine Learning Research*, 81, 1–15.
22. Бургос, Н., Кардосо, М. Дж., & Тилеманс, К. (2021). Глубокое обучение для анализа изображений мозга. *Анализ медицинских изображений*, 70, 101951.
23. Ваматеван, Дж., Кларк, Д., Чодровски, П., Данхэм, И., Ферран, Э., Ли, Г., и Чжао, С. (2019). Применение машинного обучения в открытии и разработке лекарственных препаратов. *Nature Reviews Drug Discovery*, 18(6), 463–477.
24. Ван, Л., Чжан, Х., Чен, Р., и Сунь, Ц. (2022). Эпидемиология и моделирование инфекционных заболеваний на основе ИИ. *Journal of Global Health*, 12, 13011.
25. Ван, Х., Лю, С., и Сунь, Ц. (2021). Прогнозная аналитика на основе ИИ для персонализированного взаимодействия с пациентами: возможности и вызовы. *Искусственный интеллект в медицине*, 118, 102117.
26. Венг, С. Ф., Репс, Дж., Кай, Дж., Гарибальди, Дж. М., и Куреши, Н. (2018). Может ли машинное обучение улучшить прогнозирование сердечно-сосудистых рисков с использованием рутинных клинических данных? *PLoS One*, 13(4), e0195243. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0195243>
27. Войт, П., и фон дем Бусше, А. (2017). Общий регламент по защите данных ЕС (GDPR): практическое руководство. Springer.

28. Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ). (2021). Глобальная стратегия в области цифрового здравоохранения на 2020–2025 годы. Получено из <https://www.who.int/digital-health-strategy>
29. Ганди, С., Чен, С., и Хонг, Дж. (2020). Решения в области телемедицины на базе искусственного интеллекта для вовлечения пациентов и удаленного мониторинга. Журнал телемедицины и телеухода, 26(3), 112–128.
30. Гарсия-Видал, К., Санхуан, Г., Морено-Гарсия, Э., Пуэрта-Алькальде, П., Эрнандес-Менесес, М., Фальсес-Ромеро, И., ... Мейе, Й. (2021). Искусственный интеллект для поддержки процессов принятия клинических решений при инфекционных заболеваниях: систематический обзор. The Lancet Digital Health, 3(12), e740–e749. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(21\)00223-5](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(21)00223-5)
31. Герке, С., Минссен, Т., & Коэн, Г. (2020). Этические и правовые проблемы здравоохранения на основе искусственного интеллекта. Nature Machine Intelligence, 2(3), 171–180.
32. Гонсалес-Кастро, Л. Н., Ахмад, О. С., Рафик, М., Андаур Наварро, К. Л., Уоллис, С., Лоб, С., и Бенедетто, У. (2021). Искусственный интеллект в цифровой патологии — систематический обзор. Frontiers in Medicine, 8, 739625.
33. Грин, К. С., Кришнан, А., Вонг, А. К., Риччиотти, Э., Зелая, Р. А., Химмельштайн, Д. С., & Химмельштайн, Д. С. (2021). Интегративный анализ данных в геномике и системной биологии. Nature Reviews Genetics, 22(2), 120–135.
34. Де Оливейра, Д. М. П., Форде, Б. М., Кидд, Т. Дж., Харрис, П. Н. А., Шембри, М. А., Битсон, С. А. и Патерсон, Д. Л. (2020). Антимикробная резистентность у патогенов

- ESKAPE. Обзоры клинической микробиологии, 33(3), e00181–19.
<https://doi.org/10.1128/CMR.00181-19>
35. Де Фау, Дж., Ледсам, Дж. Р., Ромера-Паредес, Б., Николов, С., Томасев, Н., Блэквелл, С., ... Кин, П. А. (2018). Клинически применимое глубокое обучение для диагностики и направления к специалистам при заболеваниях сетчатки. *Nature Medicine*, 24(9), 1342–1350.
36. Джайн, С. Х., Луси, Б. П., и Яминс, Д. (2019). Точная медицина на основе искусственного интеллекта. *New England Journal of Medicine*, 381(24), 2281–2283.
37. Дэн, Дж., Сю, Ц., и Ю, Х. (2020). Открытие вакцин на основе искусственного интеллекта: ускорение выбора антигенов и прогнозирования эпитопов. *Nature Biotechnology*, 38(7), 847–859.
38. Европейская комиссия. (2021). Этические руководящие принципы для надежного ИИ / Закон об искусственном интеллекте и Регламент по медицинским изделиям. Получено с <https://ec.europa.eu>
39. Жаворонков, А., Иваненков, Ю. А., Алипер, А., Веселов, М. С., Аладинский, В. А., Аладинская, А. В., & Островский, А. В. (2020). Глубокое обучение позволяет быстро идентифицировать мощные ингибиторы киназы DDR1. *Nature Biotechnology*, 38(9), 1038–1048.
40. Йокота, Дж. Р., Лю, Ц. И., Бхаргава, П., и Армстронг, А. В. (2021). Теледерматология и диагностика кожных заболеваний с помощью ИИ: последствия для мировой дерматологии. *International Journal of Dermatology*, 60(10), 1254–1262.

41. Кайссис, Г. А., Маковски, М. Р., Рюкерт, Д., & Брарен, Р. Ф. (2021). Безопасное, конфиденциальное и федеративное машинное обучение в медицинской визуализации. *Nature Machine Intelligence*, 3(6), 475–484.
42. Коллер, Д., и Фридман, Н. (2009). Вероятностные графические модели: принципы и методы. MIT Press.
43. Коллинджер, Дж. Л., Водлингер, Б., Дауни, Дж. Э., Ван, В., Тайлер-Кабара, Э. К., Вебер, Д. Дж., ... Шварц, А. Б. (2013). Высокоэффективное управление нейропротезом человеком с тетраплегией. *The Lancet*, 381(9866), 557–564.
44. Коллинз, Т. А., Сингх, П., и Лин, Дж. (2021). Дополненная реальность и искусственный интеллект в нейрохирургической навигации: обзор последних достижений. *Neurosurgical Review*, 44(3), 1053–1068.
45. Коллинз, Ф. С., и Вармус, Х. (2015). Новая инициатива в области прецизионной медицины. *New England Journal of Medicine*, 372(9), 793–795.
46. Кребс, Х. И., и Волпе, Б. Т. (2019). ИИ в роботизированной реабилитации: от вспомогательной терапии к автономной нейрореабилитации. *Frontiers in Neurology*, 10, 684.
47. Криттанавонг, К., Чжан, Х., Ван, Ц., Айдар, М., & Китаи, Т. (2021). Искусственный интеллект в прецизионной кардиологии. *Журнал Американского колледжа кардиологии*, 77(12), 1571–1585.
48. Кудрай, Н., Окампо, П. С., Сакелларопулос, Т., Нарула, Н., Снудерл, М., Феньо, Д., ... Циригос, А. (2018). Классификация и прогнозирование мутаций на основе гистопатологических изображений немелкоклеточного рака легких с использованием глубокого обучения. *Nature Medicine*, 24(10), 1559–1567.

49. Кхера, А. В., Чаффин, М., Арагам, К. Г., Эмдин, К. А., Кларин, Д., и Натараджан, П. (2018). Полигенные оценки по всему геному для распространенных заболеваний позволяют выявить лиц с риском, эквивалентным моногенным мутациям. *Nature Genetics*, 50(9), 1219–1224.
50. Лукстон, Д. Д. (2022). Этические проблемы искусственного интеллекта в психическом здоровье. *Журнал медицинской этики*, 48(2), 89–96.
51. Лю, В., Чжан, Ц., и Ван, С. (2020). Роботизированная эндоскопия с помощью ИИ: новая эра точной хирургии. *Журнал исследований в области медицинской робототехники*, 5(4), 115–127.
52. Лю, С., Фаес, Л., Кале, А. У., Вагнер, С. К., Фу, Д. Дж., Брюйнселс, А., и Кин, П. А. (2022). Глубокое обучение для обнаружения отслойки сетчатки и дифференциации пролиферативной витреоретинопатии. *Nature Biomedical Engineering*, 6(1), 61–67.
53. Лю, Ю., Сунь, Ц., и Цай, Ю. (2022). Машинное обучение в прогнозировании антимикробной резистентности: текущие достижения и перспективы. *Журнал вычислительной и структурной биотехнологии*, 20, 1532–1542.
54. Майнер, А. С., Шах, Н., и Зенклусен, Дж. (2022). ИИ в цифровых интервенциях в области психического здоровья: возможности и риски. *Nature Digital Medicine*, 5(1), 12–25.
55. Маккини, С. М., Сиеник, М., Годболе, В., Годвин, Дж., Антропова, Н., Ашрафян, Х., ... Сулейман, О. (2020). Международная оценка системы искусственного интеллекта для скрининга рака груди. *Nature*, 577(7788), 89–94.
56. Мердок, Т. Б. (2021). Этические и нормативные вопросы в здравоохранении, основанном на искусственном интеллекте. *The Lancet Digital Health*, 3(5), e331–e340.

57. Мидделштадт, Б. Д. (2019). Одни принципы не могут гарантировать этичность ИИ. *Nature Machine Intelligence*, 1(11), 501–507.
58. Момени-Боруджени, А., и Капур, П. (2021). Обзор цифровой и вычислительной патологии в урогенитальной патологии. *Modern Pathology*, 34(7), 1201–1212.
59. Морли, Дж., Флориди, Л., Кинси, Л., и Эльхалал, А. (2020). От чего к как: первоначальный обзор общедоступных инструментов, методов и исследований в области этики ИИ для преобразования принципов в практику. *Science and Engineering Ethics*, 26(4), 2141–2168.
60. Мустрис, Г., Хиридис, С., Делипараскос, К., & Константиnidис, К. (2021). Эволюция роботизированной хирургии: история, настоящее и перспективы на будущее. *Acta BioMedica*, 92(5), e2021207.
61. Нгуен, К. Н., Чжан, Дж., Чжао, С., и Хонг, Х. (2021). Применение машинного обучения в гематологии и клинической химии: последние достижения и перспективы на будущее. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 19, 3782–3793.
62. Нгуен, Х., Шмидт, Х., Бругнара, Й., Дитц, Б., Струя, Т., Фукс, Т. А., ... Куц, А. (2022). Модели машинного обучения превосходят традиционные методы оценки риска в прогнозировании развития сепсиса. *Critical Care Medicine*, 50(4), 582–590.
63. Обермейер, З., Пауэрс, Б., Вогели, К., & Муллайнатан, С. (2019). Анализ расовых предубеждений в алгоритме, используемом для управления здоровьем населения. *Science*, 366(6464), 447–453. <https://doi.org/10.1126/science.aax2342>

64. Раджпуркар, П., Ирвин, Дж., Чжу, К., Ян, Б., Мехта, Х., Дуан, Т., и Нг, А. Й. (2018). CheXNet: обнаружение пневмонии на уровне радиолога на рентгеновских снимках грудной клетки с помощью глубокого обучения. *PLoS Medicine*, 15(11), e1002686.
65. Рассел, С. Дж., и Норвиг, П. (2020). Искусственный интеллект: современный подход (4-е изд.). Pearson.
66. Реллинг, М. В., и Эванс, У. Э. (2015). Фармакогеномика в клинической практике. *Nature*, 526(7573), 343–350.
67. Родригес, Дж. Д., Кунц, С., & Нарваэс, Л. (2021). Роль искусственного интеллекта в клинической микробиологии: вызовы и возможности. *Clinical Infectious Diseases*, 72(3), 512–520.
68. Самек, В., Виганд, Т., и Мюллер, К. Р. (2017). Объяснимый искусственный интеллект: понимание, визуализация и интерпретация моделей глубокого обучения. *Журнал ITU*, 1(1), 1–10.
69. Санчес-Ленгелинг, Б., и Аспуру-Гузик, А. (2018). Обратный молекулярный дизайн с использованием машинного обучения: генеративные модели для химии. *Science*, 361(6400), 360–365.
70. Сомашекхар, С. П., Сепульведа, М. Дж., Пуглиелли, С., Норден, А. Д., Шортлифф, Э. Х., Рохит Кумар, К., & Раутан, А. (2018). Watson для онкологии и рекомендации по лечению рака молочной железы: согласование с экспертной междисциплинарной комиссией по опухолям в Индии. *JCO Clinical Cancer Informatics*, 2(1), 1–9.
71. Тегмарк, М. (2017). Жизнь 3.0: Быть человеком в эпоху искусственного интеллекта. Knopf.

72. Тин, Д. С. В., Чунг, К. Й. Л., Лим, Г., Тан, Г. С. В., Куанг, Н. Д., и Вонг, Т. Й. (2017). Глубокое обучение для автоматического выявления диабетической ретинопатии, требующей направления к специалисту. JAMA, 318(22), 2211–2223.
73. Томас, Г., Саху, С., Рапака, Д., Кхунгер, А., Гупта, С., и Шивашанкар, М. (2022). Объяснимый ИИ для вычислительной патологии: вызовы и будущие направления. Искусственный интеллект в медицине, 125, 102190.
74. Томашев, Н., Глорот, Х., Рэй, Дж. В., Зелински, М., Аскхэм, Х., Сарайва, А., ... Мохамед, С. (2019). Клинически применимый подход к непрерывному прогнозированию будущего острого почечного повреждения. Nature, 572(7767), 116–119. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1390-1>
75. Тополь, Э. (2019). Глубинная медицина: как искусственный интеллект может вернуть человечность в здравоохранение. Basic Books.
76. Управление комиссара по информации (ICO). (2021). GDPR и соблюдение требований к данным о здоровье. Получено из <https://ico.org.uk>
77. Управление по гражданским правам (OCR). (2022). Правила конфиденциальности и безопасности HIPAA. Извлечено из <https://hhs.gov/ocr>
78. Флеминг, К., Сулайман, И., и Беннетт, К. (2021). Прогнозирование сепсиса на основе машинного обучения с использованием легкодоступных лабораторных данных и данных о жизненно важных показателях. Critical Care Medicine, 49(3), e334–e343. <https://doi.org/10.1097/CCM.0000000000004823>
79. Хе, Б., Бакстер, Б., Эдельман, Б. Дж., Клайн, К. К., и Йе, В. (2020). Неинвазивные интерфейсы «мозг-компьютер» на основе сенсомоторных ритмов. Nature Reviews Neuroscience, 21(11), 658–670.

80. Ху, Х., Ван, Ц., Чэнь, Ю., Ли, Ц., Ван, В., Ван, С., ... Сунь, Ц. (2021). Искусственный интеллект и готовность к пандемии: COVID-19 как пример из практики. *Journal of Global Health*, 11, 12005.
81. Хуан, С., Чжэн, Ю., Сю, Т., и Ван, М. (2022). Интеллектуальная реабилитационная робототехника: помощь в движении на основе искусственного интеллекта и улучшение нейропластичности. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30(3), 213–229.
82. Цао, Ц., Лю, Ф., Тан, Х., Сун, Д., Шу, В., Ли, В., & Се, Ц. (2022). Оптимизация клинических испытаний с помощью искусственного интеллекта: продвижение разработки лекарственных препаратов с помощью прогнозной аналитики. *Nature Medicine*, 28(5), 612–627.
83. Цзян, Ф., Цзян, Ю., Чжи, Х., Донг, Ю., Ли, Х., Ма, С., & Ван, Ю. (2021). Искусственный интеллект в управлении больницами: обзор применения и будущие тенденции. *Журнал управления здравоохранением*, 66(2), 89–104.
84. Цзян, Ф., Цзян, Ю., Чжи, Х., Донг, Ю., Ли, Х., Ма, С., ... Ван, Ю. (2017). Искусственный интеллект в здравоохранении: прошлое, настоящее и будущее. *Stroke and Vascular Neurology*, 2(4), 230–243.
85. Чакраборти, С., Хосен, М. И., Ахмед, М., и Шекхар, С. (2020). OncoNet: платформа глубокого обучения для прогнозирования реакции на лекарства у онкологических пациентов. *Briefings in Bioinformatics*, 21(6), 2013–2028.
86. Чен, Дж., Ван, Й., Чжан, Л., и Чжао, С. (2021). Искусственный интеллект в диагностике редких заболеваний: текущее состояние и перспективы. *Frontiers in Genetics*, 12, 759987.

87. Чен, Дж., Чен, Д., Ван, Дж., и Лю, Й. (2021). Клиническая лабораторная медицина на базе искусственного интеллекта: современные применения и перспективы. *Clinical Chemistry*, 67(9), 1162–1174.
88. Чен, Л., Чжэн, Д., Ли, Ц., и Чжан, Ю. (2021). Метагеномное секвенирование на базе ИИ для идентификации патогенов и отслеживания вспышек заболеваний. *The Lancet Digital Health*, 3(7), e447–e456.
89. Чен, Х., Лю, К., и Цзян, М. (2021). Управление ИИ и нормативные рамки в системе здравоохранения Китая. *International Journal of Health Policy*, 35(4), 202–219.
90. Чен, Х., Энгквист, О., Ван, Ю., Оливкрона, М., и Блашке, Т. (2018). Возникновение глубокого обучения в области открытия лекарственных препаратов. *Drug Discovery Today*, 23(6), 1241–1250.
91. Чирилло, Д., Катуара-Соларз, С., Мори, К., Гуней, Э., Субиратс, Л., Меллино, С., ... Бельтраме, Ф. (2020). Половые и гендерные различия в применении ИИ в здравоохранении: обзор. *NPJ Digital Medicine*, 3, 81.
92. Чоуэлл, Г., Саттеншпиль, Л., Бансал, С., и Вибуд, К. (2021). Математические модели для характеристики раннего роста эпидемии: обзор. *Physics of Life Reviews*, 18, 66–97.
93. Шарма, А., Редди, Б. П., и Ван, Ю. (2020). Управление койко-местами в больницах на основе искусственного интеллекта: оптимизация распределения ресурсов. *Обзор управления здравоохранением*, 45(3), 155–167.
94. Шеллер, М. Дж., Рейна, Г. А., Эдвардс, Б., Мартин, Дж., и Бакас, С. (2020). Многоучрежденческое моделирование с использованием глубокого обучения без

обмена данными пациентов: подход федеративного обучения. *NeuroImage*, 219, 117037. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2020.117037>

95. Шривастава, Р., Девиллерс, М., и Аттия, А. (2021). Прогнозная аналитика на основе искусственного интеллекта для дерматологии: обзор текущих применений и будущих направлений. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 19, 2376–2389.
96. Экинс, С., Пул, А. К., Зорн, К. М., Лейн, Т. Р., Руссо, Д. П., Кляйн, Дж. Дж., & Сигал, М. (2019). Использование машинного обучения для комплексного открытия и разработки лекарственных препаратов. *Nature Reviews Drug Discovery*, 18(11), 701–724.
97. Эстева, А., Купрел, Б., Новoa, Р. А., Ко, Дж., Светтер, С. М., Блау, Х. М., и Трун, С. (2017). Классификация рака кожи на уровне дерматолога с помощью глубоких нейронных сетей. *Nature*, 542(7639), 115–118.
98. Эчле, А., Грабш, Х. И., Куирке, П., ван ден Брандт, П. А., Уэст, Н. П., Хатчинс, Г. Г., ... Катер, Дж. Н. (2021). Клиническое обнаружение нестабильности микросателлитов при колоректальном раке с помощью глубокого обучения. *Nature Medicine*, 27(5), 852–860.
99. Ю, К. Х., Чжан, Ц., Берри, Г. Дж., Альтман, Р. Б., Ре, Ц., Рубин, Д. Л., & Снайдер, М. (2021). Прогнозирование немелкоклеточного рака легких с помощью полностью автоматизированных микроскопических патологических изображений. *Nature Communications*, 7, 12474.

100. Яла, А., Леман, К., Шустер, Т., Портной, Т., и Барзилай, Р. (2019). Модель на основе глубокого обучения с использованием маммографии для улучшения прогнозирования риска рака груди. *Радиология*, 292(1), 60–66.
101. Ян, Г. З., Камбиас, Дж., Клири, К., Даймлер, Э., Дрейк, Дж., Глюэр, К. К., и Петерс, Т. М. (2021). Медицинская робототехника: текущие вызовы и будущие тенденции. *Ежегодный обзор биомедицинской инженерии*, 23, 423–448.
102. Ян, Г. З., Камбиас, Дж., Клири, К., Даймлер, Э., Дрейк, Дж., Дюпон, П. Э., ... Нельсон, Б. Дж. (2018). Медицинская робототехника — нормативные, этические и правовые аспекты повышения уровня автономности. *Science Robotics*, 3(19), eaat8414.
103. Abramoff, M. D., Lavin, P. T., Birch, M., Shah, N., & Folk, J. C. (2018). Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care. *NPJ Digital Medicine*, 1, 39.
104. Adamson, A. S., & Smith, A. (2018). Машинное обучение и неравенство в здравоохранении в дерматологии. *JAMA Dermatology*, 154(11), 1247–1248.
105. Aerts, H. J. W. L., Velazquez, E. R., Leijenaar, R. T. H., Parmar, C., Grossmann, P., Cavalho, S., ... Lambin, P. (2014). Декодирование фенотипа опухоли с помощью неинвазивной визуализации с использованием количественного радиомического подхода. *Nature Communications*, 5, 4006.
106. Angermueller, C., Pärnamaa, T., Parts, L., & Stegle, O. (2016). Глубокое обучение для вычислительной биологии. *Молекулярная системная биология*, 12(7), 878.

107. Ardila, D., Kiraly, A. P., Bharadwaj, S., Choi, B., Reicher, J. J., Peng, L., ... Corrado, G. (2019). Комплексное скрининг рака легких с помощью трехмерного глубокого обучения на основе низкодозированной компьютерной томографии грудной клетки. *Nature Medicine*, 25(6), 954–961.
108. Ardlie, K. G., Deluca, D. S., Segrè, A. V., Sullivan, T. J., Young, T. R., Gelfand, E. T., & Getz, G. (2015). Пилотный анализ генотип-тканевой экспрессии (GTEx): регуляция генов в нескольких тканях человека. *Science*, 348(6235), 648–660.
109. Argha, A., Celler, B.G. (2019). Blood Pressure Estimation Using Time Domain Features of Auscultatory Waveforms and Deep Learning. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 1821–1824. doi: 10.1109/EMBC.2019.8857464
110. Attia, Z.I., Noseworthy, P.A., Lopez-Jimenez, F., Asirvatham, S.J., Deshmukh, A.J., Gersh, B.J., ... Friedman, P.A. (2019). An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet*, 394(10201), 861–867. doi: 10.1016/S0140-6736(19)31721-0
111. Aziz, F., Malek, S., Mhd Ali, A., Wong, M.S., Mosleh, M., Milow, P. (2020). Determining hypertensive patients' beliefs towards medication and associations with medication adherence using machine learning methods, 8, e8286. doi: 10.7717/peerj.8286
112. Bacchi, S., Zerner, T., Oakden-Rayner, L., Kleinig, T., Patel, S., & Jannes, J. (2022). Глубокое обучение в визуализации инсульта: обзор текущих данных и будущих направлений. *Neuroradiology*, 64(2), 143–157.
113. BenevolentAI. (2021). Роль ИИ в открытии и перепрофилировании лекарственных средств: уроки COVID-19. *Nature Biotechnology*, 39(3), 314–320.

114. Bulten, W., Bándi, P., Hoven, J., van de Loo, R., Lotz, J., Weiss, N., ... Litjens, G. (2020). Автоматизированная система глубокого обучения для оценки степени рака простаты по шкале Глисона с использованием биопсии: диагностическое исследование. *The Lancet Oncology*, 21(2), 233–241.
115. Campanella, G., Hanna, M. G., Geneslaw, L., Miraflor, A., Werneck Krauss Silva, V., Busam, K. J., ... Fuchs, T. J. (2019). Компьютерная патология клинического уровня с использованием слабо контролируемого глубокого обучения на изображениях целых слайдов. *Nature Medicine*, 25(8), 1301–1309.
116. Carrasco-Zanini, J., Pietzner, M., Lindbohm, J.V., Wheeler, E., Oerton, E., ... Langenberg, C. (2022). Proteomic signatures for identification of impaired glucose tolerance. *Nat Med*, 28(11), 2293–2300. doi: 10.1038/s41591-022-02055-z
117. Chen, H., Wang, Y., Chen, Y., & Xu, L. (2021). Реабилитационная робототехника на базе искусственного интеллекта: достижения и вызовы в нейрореабилитации. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 18(1), 45–62.
118. Chunyu, L., Ran, L., Junteng, Z., Miye, W., Jing, X., Lan, S., ... Qing Z. (2020). Characterizing the critical features when personalizing antihypertensive drugs using spectrum analysis and machine learning methods. *Artif Intell Med*, 104, 101841. doi: 10.1016/j.artmed.2020.101841
119. Davenport, T., & Kalakota, R. (2019). Потенциал искусственного интеллекта в здравоохранении. *Future Healthcare Journal*, 6(2), 94–98.
120. Dey, S., Liu, X., & Jain, A. N. (2019). Прогнозирование токсичности с помощью ИИ: вызовы и возможности. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 59(10), 4399–4411.

121. Dinh, A., Miertschin, S., Young, A., Mohanty, S.D. (2019). A data-driven approach to predicting diabetes and cardiovascular disease with machine learning. BMC Med Inform Decis Mak, 19(1), 1–15. doi: 10.1186/s12911-019-0918-5
122. Diprose, W.K., Buist, N., Hua, N., Thurier, Q., Shand, G., Robinson, R. (2020). Physician understanding, explainability, and trust in a hypothetical machine learning risk calculator. J Am Med Inform Assoc, 27(4), 592–600. doi: 10.1093/jamia/ocz229
123. Dorsey, E. R., & Topol, E. J. (2020). Телемедицина в 2020 году и в следующем десятилетии. The Lancet, 395(10227), 859–861.
124. Du-Harpur, X., Watt, F. M., Luscombe, N. M., & Lynch, M. D. (2020). Что такое ИИ? Применение искусственного интеллекта в дерматологии. British Journal of Dermatology, 183(3), 423–430.
125. Dwivedi, R., Mehrotra, D., & Chandra, S. (2021). Системы здравоохранения на базе искусственного интеллекта и Интернета вещей: возможности и вызовы. Biomedical Signal Processing and Control, 68, 102671.
126. Esquenazi, A., Talaty, M., Packel, A., & Saulino, M. (2017). Экзоскелет ReWalk для восстановления ходьбы у людей с полным повреждением спинного мозга на уровне грудной мо . American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation, 96(10), S10–S21.
127. Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., Naik, N., Madani, A., Mottaghi, A., & Dean, J. (2019). Анализ медицинских изображений с помощью глубокого обучения и оптимизация рабочих процессов в больницах. Nature Medicine, 25(1), 24–29.

128. FDA. (2021). Искусственный интеллект и машинное обучение в медицинских устройствах. Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов США. Получено с <https://fda.gov>
129. Finnane, A., Dallest, K., Janda, M., & Soyer, H. P. (2020). Теледерматология для диагностики и лечения рака кожи: систематический обзор. *JAMA Dermatology*, 156(3), 313–320.
130. Furht, B., & Escalante, A. (2020). Справочник по интеллектуальному здравоохранению: ИИ, Интернет вещей и большие данные. Springer.
131. Gao, B., Duan, W. (2025). The current status and future directions of artificial intelligence in the prediction, diagnosis, and treatment of liver diseases. *Digit Health*, 11, 20552076251325418. doi: 10.1177/20552076251325418
132. Ghassemi, M., Oakden-Rayner, L., & Beam, A. L. (2021). Ложные надежды на современные подходы к объяснимому искусственному интеллекту в здравоохранении. *The Lancet Digital Health*, 3(11), e745–e750.
133. Ghosh, R., Oak, N., Plon, S. E., & Scollon, S. R. (2020). Применение искусственного интеллекта в генетическом тестировании и диагностике редких заболеваний. *Trends in Genetics*, 36(3), 167–178.
134. Ghosh, S., Majumder, A., & Misra, S. (2021). Конвергенция ИИ и Интернета вещей в здравоохранении: трансформация цифрового здравоохранения. *ACM Computing Surveys*, 54(3), 1–29.
135. Giger, M. L., Machine Learning in Medical Imaging Group. (2019). Машинное обучение в визуализации рака молочной железы. *Breast Cancer Research*, 21(1), 114.

136. Gijssberts, C.M., Groenewegen, K.A., Hoefer, I.E., Eijkemans, M.J., Asselbergs, F.W., Anderson, T.J., ... den Ruijter, H.M. (2015). Race/Ethnic Differences in the Associations of the Framingham Risk Factors with Carotid IMT and Cardiovascular Events. *PLoS One*, 10(7), e0132321. doi: 10.1371/journal.pone.0132321
137. Gillies, R. J., Kinahan, P. E., & Hricak, H. (2016). Радиомика: изображения — это больше, чем просто картинки, это данные. *Radiology*, 278(2), 563–577.
138. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Глубокое обучение. MIT Press.
139. Gupta, R., Patel, A., & Sharma, S. (2022). Прогнозная аналитика на основе искусственного интеллекта в здравоохранении: улучшение стратификации рисков и поддержка принятия клинических решений. *Health Informatics Journal*, 28(4), 221–237.
140. Haenssle, H. A., Fink, C., Schneiderbauer, R., Toberer, F., Buhl, T., Blum, A., & Thomas, L. (2018). Человек против машины: диагностическая эффективность сверточной нейронной сети глубокого обучения для распознавания меланомы с помощью дерматоскопии в сравнении с 58 дерматологами. *Annals of Oncology*, 29(8), 1836–1842.
141. Hafke-Dys, H., Kuźnar-Kamińska, B., Grzywalski, T., Maciaszek, A., Szarzyński, K., Kociński, J. (2021). Artificial Intelligence Approach to the Monitoring of Respiratory Sounds in Asthmatic Patients. *Front Physiol*, 12, 745635. doi: 10.3389/fphys.2021.745635
142. Hager, G. D., Okamura, A. M., & Viswanathan, A. (2022). Когнитивная роботизированная хирургия: машинное обучение и искусственный интеллект в операционной. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 24(1), 45–67.

143. Naque, S., & Mohammadi, A. (2021). ИИ в роботизированной хирургии: систематический обзор и перспективы на будущее. *Международный журнал медицинской робототехники и компьютерно-ассистированной хирургии*, 17(6), e2307.
144. Hartung, T. (2021). Препреклинические испытания лекарственных средств с использованием искусственного интеллекта: снижение зависимости от животных моделей. *Trends in Pharmacological Sciences*, 42(3), 175–187.
145. Huang, Y., Wen, H., Guo, Y.L., Wei, T.Y., Wang, W.C., Tsai, S.F., Tseng, V.S., Wang, S.J. (2021). Prenatal exposure to air pollutants and childhood atopic dermatitis and allergic rhinitis adopting machine learning approaches: 14-year follow-up birth cohort study. *Sci Total Environ*, 777, 145982. doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.145982
146. Huckvale, K., Prieto, J. T., Tilahun, B., & Car, J. (2019). Использование искусственного интеллекта в логопедии: обзор новых применений. *Искусственный интеллект в медицине*, 98, 101–112.
147. Hwang, H., Jang, J.H., Lee, E., Park, H.S., Lee, J.Y. (2023). Prediction of the number of asthma patients using environmental factors based on deep learning algorithms. *Respir Res*, 24(1), 302. doi: 10.1186/s12931-023-02616-x
148. Ji, W., Liu, X., Yang, Y., & Sun, W. (2021). Роботизированная помощь на базе искусственного интеллекта в ортопедической хирургии: текущие достижения и перспективы на будущее. *Журнал ортопедических исследований*, 39(8), 1625–1638.
149. Joseph, J.J., Deedwania, P., Acharya, T., Aguilar, D., Bhatt, D.L., Chyun, D.A., ... Sperling, L.S. (2022). Comprehensive Management of Cardiovascular Risk Factors for

- Adults With Type 2 Diabetes: A Scientific Statement From the American Heart Association. *Circulation*, 145(9), e722–e759. doi: 10.1161/CIR.0000000000001040
150. Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., ... Hassabis, D. (2021). Высокоточный прогноз структуры белков с помощью AlphaFold. *Nature*, 596(7873), 583–589.
151. Kario, K., Tomitani, N., Buranakitjaroen, P., Chia, Y.C., Park, S., Chen, C.H., ... Wang, J.G. (2018). Home blood pressure control status in 2017-2018 for hypertension specialist centers in Asia: Results of the Asia BP@Home study. *J Clin Hypertens (Greenwich)*, 20(12), 1686–1695. doi: 10.1111/jch.13415
152. Kather, J. N., Krisam, J., Charoentong, P., Luedde, T., Herpel, E., Weis, C.-A., & Brors, B. (2020). Прогнозирование выживаемости по гистологическим срезам колоректального рака с помощью глубокого обучения: ретроспективное многоцентровое исследование. *PLoS Medicine*, 17(1), e1002730.
153. Keane, P. A., & Topol, E. J. (2018). Поддержка клинических решений с помощью ИИ в офтальмологии. *Nature Medicine*, 24(7), 977–978.
154. Kim, J., Campbell, A. S., de Ávila, B. E. F., & Wang, J. (2020). Носимые биосенсоры для мониторинга здоровья. *Nature Biotechnology*, 38(4), 389–406. <https://doi.org/10.1038/s41587-020-0460-1>
155. Komura, D., & Ishikawa, S. (2018). Методы машинного обучения для анализа гистопатологических изображений. *Журнал вычислительной и структурной биотехнологии*, 16, 34–42.

156. Koshimizu, H., Kojima, R., Kario, K., Okuno, Y. (2020). Prediction of blood pressure variability using deep neural networks. *Int J Med Inform*, 136, 104067. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2019.104067
157. Kourtis, L. C., Regele, O. B., Wright, J. M., & Jones, G. B. (2019). Цифровые биомаркеры болезни Альцгеймера: современное состояние и перспективы. *Alzheimer's & Dementia: Translational Research & Clinical Interventions*, 5, 72–81.
158. Krieger, A., Kim, P. C. W., & Hager, G. D. (2020). Автономная роботизированная хирургия: путь к клиническому применению. *Nature Biomedical Engineering*, 4(1), 67–77.
159. Krittanawong, C., Zhang, H., Wang, Z., Aydar, M., Kitai, T. (2017). Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. *J Am Coll Cardiol*, 69(21), 2657–2664. doi: 10.1016/j.jacc.2017.03.571
160. Künzel, S.R., Sekhon, J.S., Bickel, P.J., Yu, B. (2019). Metalearners for estimating heterogeneous treatment effects using machine learning. *Proc Natl Acad Sci USA*, 116(10), 4156–4165. doi: 10.1073/pnas.1804597116
161. Lacson, R.C., Baker, B., Suresh, H, Andriole, K, Szolovits, P., Lacson E. Jr. (2018). Use of machine-learning algorithms to determine features of systolic blood pressure variability that predict poor outcomes in hypertensive patients. *Clin Kidney J*, 12(2), 206–212. doi: 10.1093/ckj/sfy049
162. Lakhani, P., & Sundaram, B. (2017). Глубокое обучение в рентгенографии грудной клетки: автоматическая классификация туберкулеза легких с использованием сверточных нейронных сетей. *Radiology*, 284(2), 574–582.

163. Leaman, J., & La, H. M. (2017). Комплексный обзор интеллектуальных инвалидных колясок: прошлое, настоящее и будущее. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 47(4), 486–499.
164. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Глубокое обучение. *Nature*, 521(7553), 436–444.
165. Lee, C. S., Lee, A. Y., & Keane, P. A. (2021). Машинное обучение для диабетической ретинопатии: критическая оценка доказательств. *Diabetes Care*, 44(6), 1460–1470.
166. Leslie, D., Mazumder, A., Peppin, A., Wolters, M. K., & Hagerty, A. (2021). Является ли «справедливость ИИ» частью этики ИИ? Алгоритмическая предвзятость, справедливость и равенство в здравоохранении. *Journal of Medical Ethics*, 47(1), 12–23.
167. Li, L., Wang, Z., Cui, L., Xu, Y., Lee, H., Guan, K. (2023). The efficacy of a novel smart watch on medicine adherence and symptom control of allergic rhinitis patients: Pilot study. *World Allergy Organ J*, 16(1), 100739. doi: 10.1016/j.waojou.2022.100739
168. Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., ... van der Laak, J. A. (2017). Обзор глубокого обучения в анализе медицинских изображений. *Medical Image Analysis*, 42, 60–88.
169. López-Martínez, F., Núñez-Valdez, E.R., Crespo, R.G., García-Díaz, V. (2020). An artificial neural network approach for predicting hypertension using NHANES data. *Sci Rep*, 10(1), 10620. doi: 10.1038/s41598-020-67640-z

170. Maier-Hein, L., Vedula, S. S., Speidel, S., Navab, N., Kikinis, R., & Park, A. (2017). Наука о хирургических данных: создание условий для хирургии нового поколения. *Nature Biomedical Engineering*, 1(3), 691–702.
171. Mak, I. W., Evaniew, N., & Ghert, M. (2019). Lost in translation: The importance of AI-driven patient stratification in clinical trials. *Journal of Clinical Investigation*, 129(2), 456–463.
172. Manzini, E., Vlachos, B., Franch-Nadal, J., Escudero, J., Génova, A., Reixach, E., ... Perera-Lluna, A. (2022). Longitudinal deep learning clustering of type 2 diabetes mellitus trajectories using routinely collected health records. *J Biomed Inform*, 135, 104218. doi: 10.1016/j.jbi.2022.104218
173. McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1956). Предложение по летнему исследовательскому проекту Дартмутского университета по искусственному интеллекту. *AI Magazine*, 27(4), 12.
174. McDonald, S. A., Zhao, H., & Jit, M. (2020). ИИ в эпидемиологическом прогнозировании: систематический обзор моделирования пандемий. *Epidemiology and Infection*, 148, e89.
175. McKinney, S.M., Sieniek, M., Godbole, V., Godwin, J., Antropova, N., Ashrafian, H., ... Shetty, S. (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577(7788), 89–94. doi: 10.1038/s41586-019-1799-6
176. Meyer, A., Zverinski, D., & Pfahringer, B. (2021). Машинное обучение в глобальном здравоохранении: возможности и вызовы. *Nature Medicine*, 27(4), 635–647.

177. Oikonomou, E.K., Khera, R. (2023). Machine learning in precision diabetes care and cardiovascular risk prediction. *Cardiovasc Diabetol*, 22(1), 259. doi: 10.1186/s12933-023-01985-3
178. Picone, D.S., Deshpande, R.A., Schultz, M.G., Fonseca, R., Campbell, N.R.C., Delles, C., ... Sharman, J.E. (2020). Nonvalidated Home Blood Pressure Devices Dominate the Online Marketplace in Australia: Major Implications for Cardiovascular Risk Management. *Hypertension*, 75(6), 1593–1599. doi: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.120.14719
179. Porter, P., Abeyratne, U., Swarnkar, V., Tan, J., Ng, T.W., Brisbane, J.M., ... Della, P. (2019). A prospective multicentre study testing the diagnostic accuracy of an automated cough sound centred analytic system for the identification of common respiratory disorders in children. *Respir Res*, 20(1), 81. doi: 10.1186/s12931-019-1046-6
180. Raza, S. J., Field, E., Jay, C., & Ghani, K. R. (2020). Искусственный интеллект в роботизированной хирургии: последние достижения и перспективы на будущее. *European Urology Focus*, 6(2), 306–309.
181. Resnik, L., Etter, K., Klinger, S. L., & Lorson, K. (2018). DEKA Arm: его особенности, функциональность и клинические преимущества. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 55(1), 51–60.
182. Sang, B., Wen, H., Juneke, G., Neveu, W., Di Francesco, L., Ayazi, F. (2024). An accelerometer-based wearable patch for robust respiratory rate and wheeze detection using deep learning. *Biosensors*, 14(3), 118. doi: 10.3390/bios14030118
183. Seto, H., Oyama, A., Kitora, S., Toki, H., Yamamoto, R., Kotoku, J., ... Moriyama, T. (2022). Gradient boosting decision tree becomes more reliable than logistic regression

- in predicting probability for diabetes with big data. *Sci Rep*, 12(1), 15889. doi: 10.1038/s41598-022-20149-z
184. Shademan, A., Decker, R. S., Opfermann, J. D., Leonard, S., Krieger, A., & Kim, P. C. W. (2016). Контролируемая автономная роботизированная хирургия мягких тканей. *Science Translational Medicine*, 8(337), 337ra64.
185. Shah, A. M., Nguyen, T., & Li, X. (2020). Искусственный интеллект и компьютерно-ассистированная хирургия: последствия для роботизированной хирургии. *Journal of Surgical Research*, 247, 178–185.
186. Siah, K. W., Wong, C. H., Lo, A. W., & Mullard, A. (2020). Тенденции в проектировании и проведении клинических испытаний на основе искусственного интеллекта. *Nature Reviews Drug Discovery*, 19(6), 389–407.
187. Soh, D.C.K., Ng, E.Y.K., Jahmunah, V., Oh, S.L., San, T.R., Acharya, U.R. (2020). A computational intelligence tool for the detection of hypertension using empirical mode decomposition. *Comput Biol Med*, 118, 103630. doi: 10.1016/j.compbimed.2020.103630
188. Stokes, J. M., Yang, K., Swanson, K., Jin, W., Cubillos-Ruiz, A., Donghia, N. M., & Collins, J. J. (2020). Подход глубокого обучения к открытию антибиотиков. *Cell*, 180(4), 688–702.
189. Tan, H., Zhou, X., Wu, H., Wang, M., Zhou, H., Qin, Y., ... Sun, X. (2025). Application and research progress of artificial intelligence in allergic diseases. *Int J Med Sci*, 22(9), 2088–2102. doi: 10.7150/ijms.105422
190. Ting, D. S. W., Carin, L., Dzau, V., & Wong, T. Y. (2020). Цифровые технологии и COVID-19. *Nature Medicine*, 26(4), 459–461.

191. Ting, D. S. W., Pasquale, L. R., Peng, L., Campbell, J. P., Lee, A. Y., & Keane, P. A. (2021). Искусственный интеллект и глубокое обучение в офтальмологии. *British Journal of Ophthalmology*, 105(2), 167–175.
192. Torous, J., Larsen, M. E., & Depp, C. (2021). Роль ИИ в цифровом психическом здоровье: вызовы и будущие направления. *The Lancet Digital Health*, 3(9), e559–e566.
193. Toth-Fejel, R. (2020). ИИ и управление глобальными данными в здравоохранении: проблема гармонизации регулирования. *Journal of Ethics in AI & Medicine*, 5(3), 141–158.
194. Tschandl, P., Codella, N., Akay, B. N., Argenziano, G., Braun, R. P., Cabo, H., & Kittler, H. (2019). Сравнение точности человеческих читателей и алгоритмов машинного обучения для классификации пигментных кожных образований: открытое международное диагностическое исследование, проводимое в Интернете. *The Lancet Oncology*, 20(7), 938–947.
195. Tsoi, K., Yiu, K., Lee, H., Cheng, H.M., Wang, T.D., Tay, J.C., ... Kario, K. (2021). Applications of artificial intelligence for hypertension management. *J Clin Hypertens (Greenwich)*, 23(3), 568–574. doi: 10.1111/jch.14180
196. Van Norman, G. A. (2020). Проектирование клинических испытаний на основе искусственного интеллекта: роль синтетических контрольных групп и адаптивных протоколов. *JAMA*, 324(2), 125–134.
197. Wahl, B., Cossy-Gantner, A., Germann, S., & Schwalbe, N. R. (2018). Искусственный интеллект (ИИ) и глобальное здравоохранение: как ИИ может

способствовать улучшению здоровья в условиях ограниченных ресурсов? *BMJ Global Health*, 3(4), e000798.

198. Weisman, A., Tu, K., Young, J., Kumar, M., Austin, P.C., Jaakkimainen, L., ... Booth, G.L. (2020). Validation of a type 1 diabetes algorithm using electronic medical records and administrative healthcare data to study the population incidence and prevalence of type 1 diabetes in Ontario, Canada. *BMJ Open Diabetes Res Care*, 8(1), e001224. doi: 10.1136/bmjdr-2020-001224
199. Wilson, S. L., & Wiysonge, C. (2020). Социальные сети и нежелание вакцинироваться. *BMJ Global Health*, 5(10), e004206.
200. Winstein, C. J., Stein, J., Arena, R., Bates, B., Cherney, L. R., Cramer, S. C., ... Wolf, S. L. (2019). Руководство по реабилитации и восстановлению взрослых после инсульта: руководство для медицинских работников от Американской ассоциации сердца/Американской ассоциации по борьбе с инсультом. *Stroke*, 50(6), e344–e418.
201. Wu, C., Sleiman, J., Fakhry, B., Chedraoui, C., Attaway, A., Bhattacharyya, A., ... Zein, J.G. (2024). Novel machine learning identifies 5 asthma phenotypes using cluster analysis of real-world data. *J Allergy Clin Immunol Pract*, 12(8), 2084–2091. doi: 10.1016/j.jaip.2024.04.035
202. Wu, X., Yuan, X., Wang, W., Liu, K., Qin, Y., Sun, X., ... Song, L. (2020). Value of a Machine Learning Approach for Predicting Clinical Outcomes in Young Patients With Hypertension. *Hypertension*, 75(5), 1271–1278. doi: 10.1161/HYPERTENSIONAHA.119.13404

203. Xu, J., Glicksberg, B. S., Su, C., Walker, P., Bian, J., & Wang, F. (2021). Эпидемиологический надзор и готовность к пандемии на основе искусственного интеллекта. Искусственный интеллект в медицине, 104, 101984.
204. Yao, H., Wang, L., Zhou, X., Jia, X., Xiang, Q., Zhang, W. (2023). Predicting the therapeutic efficacy of AIT for asthma using clinical characteristics, serum allergen detection metrics, and machine learning techniques. *Comput Biol Med*, 166, 107544. doi: 10.1016/j.combiomed.2023.107544
205. Zou, X., Huang, Q., Luo, Y., Ren, Q., Han, X., Zhou, X., Ji, L. (2022). The efficacy of canagliflozin in diabetes subgroups stratified by data-driven clustering or a supervised machine learning method: a post hoc analysis of canagliflozin clinical trial data. *Diabetologia*, 65(9), 1424–1435. doi: 10.1007/s00125-022-05748-9

ИННОВАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

Авторы:

Милич Марко Кими,
Игнатенко Григорий Анатольевич,
Кохан Сергей Тихонович,
Дубовая Анна Валериевна

ФГБОУ ВО ДонГМУ Минздрава России
283003, Донецк, пр. Ильича, 16

Подписано в печать 29.08.2025 г.
Формат 60х84х1/16. Усл. печ. л. 29,88. Уч.-изд. л. 21,03
Бумага офсетная. Печать лазерная. Заказ № 17-10/1. Тираж 500 экз.
Отпечатано ИП Криничная Ирина Викторовна.
ОГРНИП 322930100019725 от 28.12.2022 г.
283059, г. Донецк, ул. Овнатаняна, 4. Тел. +7 (949) 328-16-91,
e-mail: krinichnayairina@ya.ru